博士論文

画像の非定常性に着目した
ガウス雑音重畳画像の雑音推定の研究

神奈川工科大学

2020 年度

鈴木 貴士

目次

1 序論 2
2 ブロック分割を用いた補正による推定法 10
2.1 緒言 10
2.2 ガウス雑音について 11
2.3 ガウス雑音の標準偏差の推定 14
2.3.1 MAD に基づいたガウス雑音の標準偏差の推定 14
2.3.2 ブロック分割によるガウス雑音の標準偏差の推定法 14
2.3.3 ブロック分割によるガウス雑音の標準偏差の推定の結果 16
2.4 提案するブロック分割を用いた補正による推定法 20
2.5 適用例 27
2.5.1 $\sigma = 10$のガウス雑音の標準偏差推定 27
2.5.2 全体的に暗く輝度値が 0 の画素が多い画像 29
2.5.3 $\sigma = 20$のガウス雑音の標準偏差推定 31
2.6 まとめ 32
3 画像の変化成分に基づいた推定法 34
3.1 緒言 34
3.2 画像の変化成分に基づいたガウス雑音の標準偏差の推定 36
3.2.1 補正係数の適用 36
3.2.2 画素値 Min Max の除去 36
3.3 適用例 40
3.3.1 補正係数の導出 40
3.3.2 適用結果 43
3.4 まとめ 58
4 低レベルガウス雑音における推定法 60
4.1 緒言 60
4.2 低レベルガウス雑音におけるガウス雑音の標準偏差の推定 62
4.2.1 画像中のエッジや細部信号の含有量の推定 63
4.2.2 雑音除去フィルタを用いた推定方法 [52] 67
4.2.3 ガウス雑音の再重畳による推定方法 68
4.3 適用例 71
4.3.1 ファジー集合のパラメータチューニング 73
4.3.2 種々の画像への適用例 78
4.4 まとめ 94
5 雑音除去フィルタへの適用 96

5.1 緒言 96
5.2 雑音除去フィルタ 97
5.3 使用するウィナーフィルタ 101
5.4 適用例 102
5.4.1 第 3 章の画像の変化成分に基づいた推定法 102
5.4.2 低レベルガウス雑音における推定法 109
5.5 まとめ 124
6 結論 126
謝辞 128
参考文献 129
研究業績一覧 133
プログラムリスト 135

第 1 章
序論

1 序論

雑音とは元々音の中に含まれている擾乱[1]成分の呼称から生じたものであり，現在では音に限らず広く一般に電気信号や画像信号中に含まれる擾乱成分も雑音と呼ぶ [1] [2]．そもそも雑音とは処理対象となる情報以外の不要な信号であり伝送の邪魔になる信号である [3]．また，雑音は元の信号に対して加法性を持つため，音や電気信号，電磁波，機械動作等に対して不要な信号として重畳する．特に，音や電気信号においては雑音と信号の比率で定義された S/N 比のように定量的に表すことができる．音は空気の振動であるため元の音に重畳した雑音は音のまま雑音と信号を分離することは難しく，一度電気信号に変換し特定の周波数の信号に対して処理が可能な電気回路上にて雑音を取り除くことになる．しかしながら，雑音は電気・電子回路上においても別途重畳する．電子回路において別途重畳する雑音は，大きく分けて内部雑音と外部雑音が存在する [4]．その中で内部雑音として熱雑音やショット雑音，フリッカ雑音，バーストノイズ，アバランシェノイズ，バルクハウゼン雑音等様々な雑音が挙げられる [4]．熱雑音はジョンソンナイキストノイズとも呼ばれ，電子の熱による不規則な動き（ブラウン運動）によって発生するため，物質の絶対温度とその抵抗に比例して雑音の大きさが変化する．したがって，物質を冷やすことで熱雑音の発生を抑えることはできるものの，絶対零度でない限り発生を完全に防ぐことは困難である [5]．また，熱雑音の信号の振幅は正規分布に極めて近いため「ガウス雑音」とも呼ばれ，雑音の確率密度関数は平均と分散によって表される．次に，ショット雑音はポアソンノイズとも呼ばれ，電子管からの電子の不規則な放出，トランジスタのような半導体素子中のキャリアの拡散，電子と正孔のランダムな発生や再結合により発生する不規則な電流雑音である [4]．さらに，フリッカ雑音は 1/f ノイズとも呼ばれ，固体抵抗器，スイッチ，リレー，半導体などにおける異種胴体の接触点で生じる電流雑音である [4]．また，これ以外に人工的な雑音として電源から発生する周期的な雑音，ディジタル回路や伝送路上の高調波成分を含む雑音などがあり，これらは「インパルス雑音」と呼ばれる [4]．以上のように種々の雑音が存在するが，不規則な性質を持つためどの程度の雑音が信号に重畳しているのか正確に測定することが難しい．

電子回路におけるノイズ対策としてアナログ回路上では，コイルや抵抗，コンデンサなどの線形素子を組み合わせて線形フィルタを設計することで特定の周波数の信号に対して通過または除去させる効果がある．最も単純なローパスフィルタとして抵抗とコンデンサだけで構成される RC ローパスフィルタが存在し，そのカットオフ周波数は抵抗の抵抗値とコンデンサの容量値によって制御することができるため，フィルタ設計は非常に容易であることが知られている [6]．しかしながら，信号の周波数と雑音の周波数は重なっているため，線形フィルタでは元の信号に影響を与えずに雑音のみを除去することは困難である．よって，線形ではない非線形な処理によって信号と雑音を分離することが試みられている．アナログ回路で非線形フィルタを実現する

[1] 時間と共に刻々と変化する小さな乱れ

方法として，トランジスタやダイオードなどの素子の非線形な特性を使って非線形フィルタが設計されている．この様にアナログでの対策は音の信号や通信に代表される一次元信号に対しては有効であるものの，アナログ信号は連続信号であるためデータを並び替えるような非線形処理の実現は困難である．例えば，NTSC の信号は映像信号を時間的に処理する信号の前後の信号を含めて一次元信号として扱っており [7]，映像を処理する信号の上下左右の信号を含めて空間的に扱って処理することは困難である．これはアナログ信号が連続信号であるが故に処理する点に対し時間的に非常に近い信号を含めて処理が可能であるが，時間的に非常に遠い信号，例えば映像信号であれば走査線の 1 本前または後の特定の時間の信号を含めて処理することが困難であると言うことである．つまり，アナログ信号では映像等に代表される二次元信号に対しては一次元信号のように扱う外なく，空間的に処理することは困難であると言える．そこで，信号を連続信号のままではなく離散的に扱うことで空間的に処理することができるディジタル信号が用いられる．ディジタル信号になると離散信号となるため，コンピュータ上のメモリにデータを取り込むことでデータを並び替えるといった非線形の処理が比較的簡単に実現することができる [8]．例えば，アナログ信号では実現が困難であるメディアンフィルタ [9]はディジタル信号による離散信号で扱うことでデータの並び替えやその並び替えたデータの中央値を取得することが容易に行える．よって，雑音除去において，雑音と元の信号の周波数領域は重なっているため，単純な線形処理によってアナログ信号で処理すると元の信号にも大きな影響が出てしまうために，ディジタル信号による非線形処理によって元の信号への影響を抑えつつ，雑音等を除去することが必要である．以上から，映像などに代表される二次元信号はアナログ信号からディジタル信号に変換されることで，線形・非線形に関わらず柔軟な処理を可能としており，これまで多くの処理が提案されてきている．

二次元信号の代表例である映像信号は CCD や CMOS などのイメージセンサによって画素ごとに輝度情報が取り込まれ，ディジタル化される．その際，カメラのイメージセンサに重畳する雑音として主にインパルス雑音とガウス雑音が存在する．インパルス雑音が重畳する原因はイメージセンサで電荷を電圧に変換する際や伝送時のビット誤りによって発生する．イメージセンサで電荷を読み取る際，電荷の蓄積部では一度電荷をリセットしてから撮影した信号を読み出す処理をする．しかしながら，電荷を完全に無くすことができないため，残った電荷が残留ノイズとして発生し，これがインパルス雑音となる．一方，ガウス雑音は光子によるショット雑音によって発生するものとイメージセンサで光から電子へと変換する際に電子のランダム運動で発生するものがある．前者はイメージセンサの画素における単位時間あたりの光子の量の差異によるものであり，後者は暗電流による熱雑音である．ショット雑音は光子の飛来する量からポアソン分布によってモデル化されており [10]，輝度が十分にある場合にはこのポアソン分布は正規分布に近づくことが知られている [11]．熱雑音は熱エネルギーによる電子のランダム運動で発生するため温度が高くなるほど重畳するガウス雑音が大きくなり，温度が 7 から 10℃上昇するとおよそ倍近く大きくなる．ガウス雑音の信号の振幅は正規分布に極めて近く，雑音の大きさは標準偏差によって制御される．これら雑音が重畳しないような仕組みがカメラの

ハードウェアに存在しており，インパルス雑音を低減する方法として，イメージセンサの電荷を蓄積する部分と信号を読み出す部分を独立させ，残留ノイズを先に読み取り，次に撮像した信号を電荷蓄積部から読み出し部へ転送して読み出し部で残留ノイズ込みの全体の信号を読み取り，最後に全体の信号から残留ノイズの差分を取ることでインパルス雑音を低減している．一方，ガウス雑音を低減する方法として，カメラに冷却装置を組み込むおよび裏面照射型 CMOS センサなどが挙げられる．カメラに冷却装置を組み込む方法はペルチェ素子による冷却や液体窒素などの低温液体による冷却，気体を用いたジュール＝トムソン効果による冷却など様々な方式が存在する．また，冷却時の結露による曇りを防止するための仕組みとして，防湿剤を封入する，乾燥空気を送る，センサモジュールを真空状態でパッケージするなどの対策が必要となるため，冷却装置を組み込むためにはハードウェアが大規模になることから特殊な用途でしか用いられていない．一方，裏面照射型 CMOS センサは昔から構想は考えられているものの，ノイズが多くなってしまう欠点があり冷却して使用するなど，量産できずに特殊な用途でしか使われてこなかった．しかしながら，ソニーが 2008 年頃に製品化した裏面照射型 CMOS センサは従来の CMOS センサと比較して SN 比で+8dB（感度+6dB，ノイズ-2dB）改善され，ノイズ自体の低減と感度向上による相対的なノイズの低減によってかなり雑音の影響が少なくなってきている [12]．このように，カメラのイメージセンサに重畳するガウス雑音の影響は小さくなってきているため，雑音レベルの小さなガウス雑音においても対応する必要がある．つまり，従来から存在するイメージセンサや新しいイメージセンサまでを考えると高いレベルから低いレベルまでのガウス雑音を対象とする必要がある．なお，本論文では$\sigma = 10$未満のガウス雑音を低レベルガウス雑音として定義する．また，カメラのイメージセンサに重畳するガウス雑音はイメージセンサの特性や暗電流の影響などにより少なくとも$\sigma = 3$以上であることが経験的に知られている [13] [14] [15] [16] [17]．カメラのイメージセンサなどに重畳した雑音は前述した様に電子回路によって雑音を除去するのは難しく，画像信号を扱うため基本的に線形回路になる．単純な雑音除去として平滑化フィルタをかけることはできるが，雑音と一緒に画像信号のエッジや細部信号といった高周波数成分も除去されてしまうため画像全体がボケてしまう問題がある．したがって，映像信号を連続信号のままでなく離散的に扱うディジタル信号で扱うことで，線形・非線形に関わらず様々な処理が行える．この映像信号をディジタル信号として扱うことをディジタル画像と呼び，ディジタル画像をコンピュータ上のメモリに取り込み様々な処理を行うことをディジタル画像処理と呼ぶ．ディジタル画像処理において画像の信号の状態に合わせて適切なフィルタやフィルタパラメータを選択し，画像データの主たる信号を保存したまま雑音を除去する方法が提案されている．

画像に重畳したガウス雑音をディジタル画像処理によって除去する方法として，簡単な線形フィルタである平均値フィルタやガウシアンフィルタなどが存在する．しかしながら，これらの線形フィルタはガウス雑音が除去できるものの，同時に画像のエッジや細部信号といった高周波数成分まで除去してしまう．一方で非線形フィルタとして局所領域の画素の輝度値によって適切な処理を振り分けることができるデータ依存型フィルタが提案されており，エッジや細部

信号といった高周波数成分を残しつつ，必要としないガウス雑音を除去することができる． このデータ依存型フィルタには画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差の推定値をパラメータに適用することで，より高精度なガウス雑音除去を可能としている．具体的な非線形フィルタとしてはε-フィルタ（ε-分離非線形ディジタルフィルタ）が提案されており [18] [19] [20]，急激な変化をともなう信号に重畳された小振幅の雑音成分を取り除く際に大きな効果を発揮する．ε-フィルタは入力信号の処理点に対してフィルタ内の各信号との差が雑音の振幅ε以内であればその信号を平滑化処理の信号に加え，フィルタ内の各信号との差が雑音の振幅εを超える場合にはその信号は処理点とは違う性質と考え，平滑化の処理には処理点の信号と置き換える．以上の処理によって，ε-フィルタではエッジや細部信号を劣化させること無く小振幅の雑音除去が可能となる．しかしながら，ε-フィルタを用いる際には重畳している雑音の振幅に合わせて雑音の振幅εを調整する必要があるため，画像に重畳している雑音の大きさを正確に推定する必要がある．

従来のディジタル画像処理は処理点とその近傍領域の画素のみを用いて処理する手法（ローカル手法）で画像の復元等を行ってきた．ローカル手法の利点として，処理点とその近傍領域の画素のみを用いるためディジタル画像処理のアルゴリズムが単純かつ処理速度が高速であることが挙げられる．一方で，処理点とその近傍領域の画素のみならず，空間的な距離に関係ない画素の値を使用して処理する手法（ノンローカル手法）存在し，代表的なものとして Non Local Means（NL-Means）が存在する [21]．NL-Means では処理点を中心としたブロックと類似性の高いブロックを使用してブロック間の類似度に応じて加重平均するという手法である．しかしながら，重畳している雑音の影響によりブロック間の類似度を正確に判断できなくなることがある．そこで，文献 [22]ではブロック間の類似度を計算する際に画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差を考慮することでフィルタの雑音除去性能の向上を確認しているものの，文献 [22]では実験において画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差は事前に与えたガウス雑音の標準偏差の真値を使用しているため，実際のディジタル画像処理においては画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差を推定して適用する必要がある．

画像の信号形状を評価するための観測量（形状情報）が局所統計量によって定義されている [23] [24] [25]．この形状情報はフィルタ窓枠内の分散と画像に重畳しているガウス雑音の推定分散を用いて信号形状を評価している． しかしながら，画像に重畳しているガウス雑音の推定分散が過大に評価された場合は多くの処理点で形状情報は平坦部と評価されてしまい，ガウス雑音の推定分散が過小に評価された場合は多くの処理点で形状情報はエッジ等と評価されてしまう．したがって，形状情報を適切に得るためには画像に重畳しているガウス雑音の推定分散が正確なものでなければいけない．

TV フィルタ（Total Variation フィルタ） [26]は変分原理に基づくエッジを保存しながら雑音除去できるデータ依存型のディジタルフィルタである．文献 [27]では平滑化パラメータ λ を入力画像ごとに適切に設定することでガウス雑音を効果的に除去する方法が提案されている．この平滑化パラメータ λ を推定するには画像に重畳したガウス雑音の標準偏差を推定する必要があり，文献 [27]では画像をブロック分割しブロックごとに標準偏差を算出し平坦部と思われる

ブロックを用いてガウス雑音の標準偏差を推定している．しかしながら，画像によってはその推定精度が著しく低下する場合があり，特にエッジや細部信号が多く含まれている画像の場合は推定されるガウス雑音の標準偏差が過大に評価されてしまう問題が存在する [28].

この様にこれら多くのディジタル画像処理の手法において画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差の推定値を使用しているが，多くの場合で実験において真値であるガウス雑音の標準偏差を与えている．本来，画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差は当然未知であるため真値は不明であり，画像からガウス雑音の標準偏差を正確に推定できないとディジタル画像処理の性能が低下してしまう恐れがある．ガウス雑音の標準偏差の推定精度がディジタル画像処理に及ぼす影響として，文献 [29] [30]ではウィナーフィルタに対して画像に重畳したガウス雑音の標準偏差の推定値を適用して，客観的画質評価である PSNR によって推定精度によるフィルタ性能の比較を行っている．その結果，ガウス雑音の標準偏差の推定精度が向上することでウィナーフィルタの雑音除去性能が向上することが確認されている．よって，画像に重畳したガウス雑音の標準偏差を正確に推定することで，ディジタル画像処理の性能が向上すると考えられる．

画像に重畳したガウス雑音の標準偏差を推定する方法として，フィルタ処理によって雑音を推定する方法 [31]や画像をブロックに分割しガウシアンフィルタによって雑音を推定する方法 [32], ハイパスフィルタによりノイズ成分を抽出する方法 [33], DCT 係数を基に雑音レベルを推定する方法 [34]，雑音画像を特異値分解することによって雑音を推定する方法 [35]，ノイズを含む複数の画像パッチから主成分分析を用いて雑音レベルを推定する方法 [36]など様々な方法が提案されている．しかしながら，これらの手法では，対象とするガウス雑音が$\sigma = 10$以下である場合に雑音が過大に評価されやく [31] [32]，また，エッジ抽出やセグメンテーション等の前処理が必要であったり [33]，事前に画像を周波数領域に変換したり [34]，特異値分解の計算量が多い [35]，画像パッチ群から主成分分析を行う必要がある [36]など，雑音推定の精度，および映像処理におけるリアルタイム処理やハードウェア化に適していない．以上の様にガウス雑音に対して真値に近い値を推定することは多くのディジタル画像処理に対して有益であると言えるものの，簡易的でかつ高レベルから低レベルまでのガウス雑音に対して推定を行っている例はない．そこで本論文では，事前に前処理をなるべく少なくするため，信号領域のみでガウス雑音の標準偏差を推定する方法としてロバスト推定法においてよく用いられる MAD（Median Absolute Deviation）に基づく推定法を基本として，高レベルから低レベルのガウス雑音を対象にガウス雑音の標準偏差の推定方法とその推定値を用いた雑音除去フィルタへの適用方法について提案を行う．提案するガウス雑音の標準偏差の推定法は画像の非定常性に着目し，エッジや細部信号の観点から様々な画像や暗い・明るい画像，重畳しているガウス雑音の大小に依存しない推定方法である．なお，本論文では画像の非定常性について画像がエッジや細部信号や平坦部といった様々な信号によって構成されていることを指す.

本論文において第 2 章・第 3 章は高レベルガウス雑音の推定方法であり，第 4 章は低レベルガウス雑音の推定方法，そして第 5 章は雑音除去フィルタへの適用である．

具体的には，第 2 章では，MAD に基づくガウス雑音の標準偏差の推定方法を基に，画像中に

存在するエッジや細部信号の影響によるガウス雑音の標準偏差の推定精度の低下を抑えるために，エッジや細部信号の含有量からなる画像性質パラメータを定め，それを基にガウス雑音の標準偏差の推定値を補正する方法を提案する．

第 3 章では，画像に重畳するガウス雑音のレベルによって画像中に存在するエッジや細部信号の影響度合いが変化するため，第 2 章でガウス雑音の標準偏差の推定値に対する補正係数が画像性質パラメータのしきい値による固定値だった問題に着目し，画像に重畳するガウス雑音のレベルの変化を考慮して，画像に重畳するガウス雑音のレベルと画像性質パラメータによって補正係数を線形で変化させる方法を提案する．また，暗い画像や明るい画像において，ガウス雑音が重畳した際に輝度値がオーバーフローまたはアンダーフローする場合はクリッピング処理されるため，ガウス雑音が平滑化されてしまう．このクリッピングの影響を受けたと思われる画素値をガウス雑音の標準偏差の推定値の算出に含まない処理を提案する．これらの方法を組み合わせ，エッジや細部信号の観点から様々な種類の画像と重畳するガウス雑音のレベルの変化に対して推定精度が良好な結果が得られることを確認する．

第 4 章では，第 3 章の低レベルガウス雑音が重畳しているエッジや細部信号の多く含まれる画像において推定されるガウス雑音の標準偏差が過大に評価される問題に着目し，低レベルガウス雑音において 2 つの推定方法をファジー集合によりエッジや細部信号の含有量に合わせて適切な係数を与える方法を提案する．2 つの推定方法とは低レベルガウス雑音が重畳している画像に対して新たに既知のガウス雑音を重畳させガウス雑音の標準偏差を推定する方法（ガウス雑音の再重畳による推定方法）と雑音除去フィルタを施した画像と元のガウス雑音が重畳した画像の差分を取りガウス雑音の標準偏差を推定する方法（雑音除去フィルタを用いた推定方法）であり，エッジや細部信号が多く含まれる画像はガウス雑音の再重畳による推定方法の重みを優先し，エッジや細部信号が少ない画像は雑音除去フィルタを用いた推定方法の重みを優先する．この手法について低レベルガウス雑音に対して推定精度が良好な結果が得られることを確認する．

第 5 章では，第 2 章から第 4 章までで改善されたガウス雑音の標準偏差の推定値を雑音除去フィルタに適用することで，ガウス雑音の標準偏差の推定精度の向上が雑音除去フィルタの性能向上に影響することを明らかにする．雑音除去フィルタにはウィナーフィルタを使用し，客観的画質評価である PSNR による比較によって雑音除去フィルタの性能向上を確認する．

第 6 章では，論文全体のまとめを行う．

本論文で提案する方法を「入力画像（エッジや細部信号，画像の明暗，ガウス雑音のレベル）」と「一連の処理（各種推定方法，雑音除去）」の観点から整理したものが図 1.1 である．

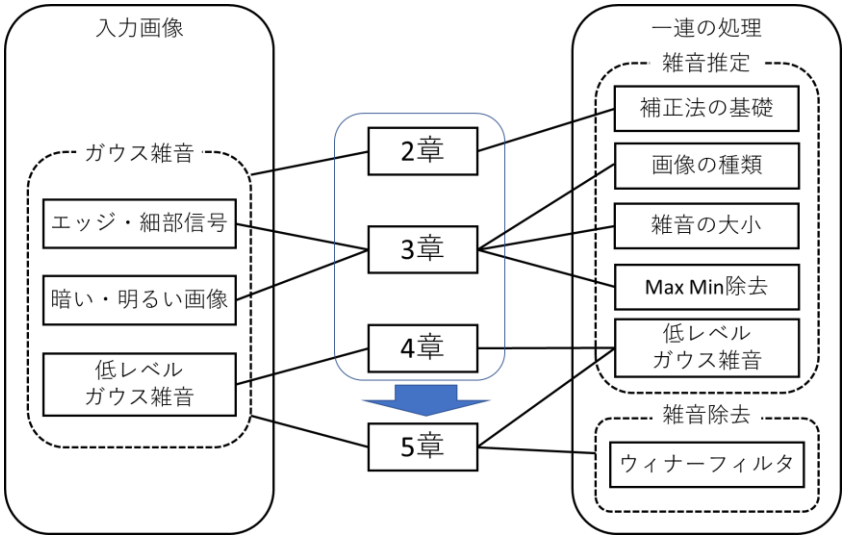


図 1.1　本論文の構成

本論文の目的は画像のエッジや細部信号の含有量による画像の種類・性質や重畳するガウス雑音のレベルの大小などに依存せずに，画像に重畳するガウス雑音の標準偏差を推定することである．本論文で提案されている処理は画像の非定常性に着目し，MAD に基づく推定法を基本として，高レベルから低レベルのガウス雑音を対象にガウス雑音の標準偏差の推定方法と雑音除去フィルタへの適用方法について示し，より精度の高い雑音推定を成し得ることを明らかにする．

第 2 章
ブロック分割を用いた補正による推定法

2 ブロック分割を用いた補正による推定法

2.1 緒言

ディジタルカメラなどで利用されている撮像素子が画像を取得する際に，画像に雑音が重畳する問題が存在する．画像に重畳する雑音には，暗電流などが原因で発生するガウス雑音と伝送路のビット誤りなどが原因で発生するインパルス雑音がある [4]．本論文では序論で述べた様に撮像素子に重畳するガウス雑音を対象としている．ガウス雑音とは画像全体に雑音が重畳するものであり，その雑音の発生分布は正規分布に従っている．このガウス雑音が重畳した劣化画像から雑音を除去する処理はディジタル画像処理の中で重要な処理の一つとなっており，ガウス雑音除去の処理として注目画素とその近傍領域に対して処理を行う空間フィルタとフーリエ変換によって周波数に変換して周波数領域で処理を行う周波数フィルタがある．特にガウス雑音が重畳した画像に対する雑音除去フィルタである空間フィルタとして，平均値フィルタや荷重平均値フィルタ，周波数フィルタであるウィナーフィルタなど様々なフィルタがある [37]． これらのフィルタは画像全体に対して一律的処理となるため，局所的に SN 比が変化する非定常信号の場合は，必ずしも良好な結果は得られない．そこで既存のフィルタを改良し雑音除去性能を向上させたフィルタが多数提案されている [38]．文献 [38]では，データ依存型の改良型ウィナーフィルタが提案されている．一般的なウィナーフィルタは固定係数型のフィルタであるが，文献 [38]では画像の局所領域毎に原信号に対する雑音の重畳度合を求め，その雑音の度合にあった最適なウィナーフィルタの係数を算出することで，雑音除去の性能を上げている．ウィナーフィルタや文献 [38]のデータ依存型の改良型ウィナーフィルタは雑音の度合をフィルタのパラメータとして用いるため，画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差を推定する必要がある．ガウス雑音の標準偏差の推定法の一つとしてロバスト推定法による MAD [39]に基づく推定方法が存在するが， エッジや細部信号が多い画像に対してはそれらの影響で標準偏差が高めに推定されてしまう．ガウス雑音の標準偏差を推定するためには，画像の平坦部がある程度必要とも言える．すなわち，画像中の平坦部を何らかの方法で区別することが求められる．

本章ではガウス雑音を説明するとともに，MAD に基づく推定方法を拡張し推定対象画像のエッジや細部信号の多寡を判断し，推定された標準偏差の値を補正する方法を提案する．本章で提案するブロック分割を用いた補正による推定法は劣化画像に対して局所領域ごとに標準偏差を求め，かつ画像を平坦部の多寡によって分類し，分類されたグループごとに異なる補正係数を用いて推定値を補正する方法である． ブロック分割を用いた補正による推定法の有効性を文献 [27]の従来法（ブロック分割による推定法）との比較のもとに行うため，種々の劣化画像に対して適用し，その有効性を示す．

2.2 ガウス雑音について

画像に重畳するガウス雑音は正規分布に基づいた加法雑音として表すことができ，式(2.1)で定義される [40].

$$g(x,y) = f(x,y) + n(x,y) \tag{2.1}$$

式(2.1)において，$f(x,y)$は元の画像の信号を表し，$n(x,y)$は雑音を表し，$g(x,y)$は観測される画像の信号を表す．ガウス雑音は正規分布に基づいており，その発生確率は式(2.2)で定義される [41].

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}\right) \tag{2.2}$$

式(2.2)において，mは平均を表し，σは標準偏差を表す．ガウス雑音の場合，平均mは 0 であるため実際には式(2.3)で定義される．また，$\sigma = 10$のガウス雑音を例とした正規分布のグラフを図 2.1 に示す.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \tag{2.3}$$

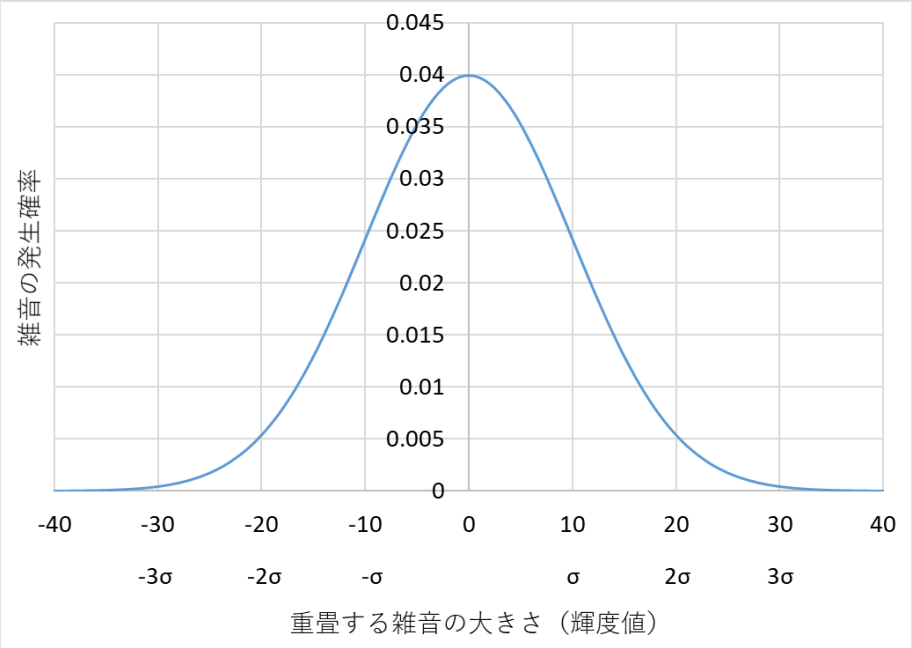


図 2.1　正規分布のグラフ（σ =10 のガウス雑音）

図 2.1 から$\sigma = 10$のガウス雑音における正規分布の特徴として平均 0 すなわち雑音の大きさが 0 の発生確率が一番多いことが分かる．また，$\pm\sigma$の範囲で雑音が発生する確率が全体の約 68%であり，$\pm 3\sigma$の範囲で雑音が発生する確率が全体の約 99%となる．したがって，ガウス雑音において平均mは 0 であるため雑音が 0 の数が一番多く雑音の大きさもおよそ3σ程であることが分かる．また，式(2.3)からガウス雑音の大きさはσによって制御されることが分かる．図 2.2 に原画像と$\sigma = 10$，20，30の各種ガウス雑音が重畳した画像を示す．また，原画像とガウス雑音重畳画像の輝度値の 3D グラフを図 2.3 に示す．

図 2.2　ガウス雑音が重畳した画像

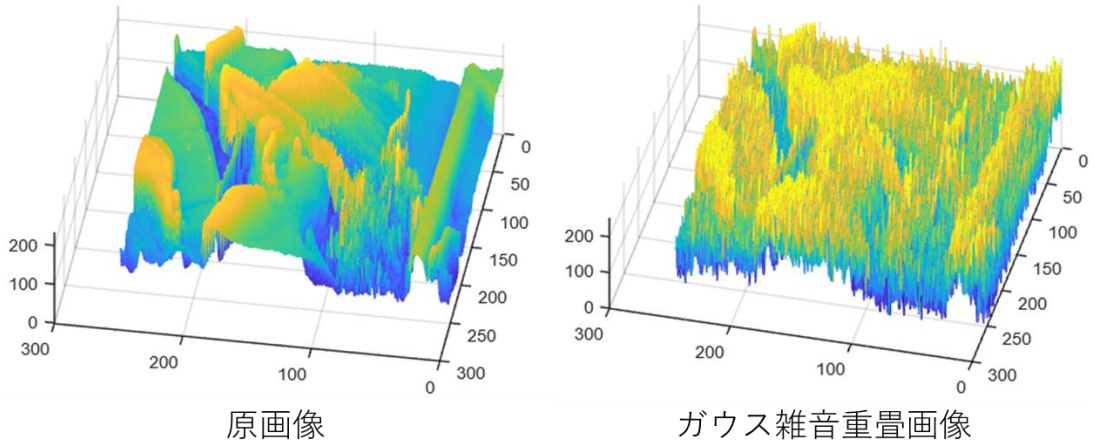


図 2.3　3D グラフ

図 2.2 から元の画像に対してガウス雑音が画像全体に加法して重畳していることが分かる．また，ガウス雑音は標準偏差であるσの値が大きくなるにつれて大きくなり，画素値の変動が大きくなっていることが分かる．また，図 2.3 から原画像に対して画像全体にガウス雑音が重畳することが分かる．

以上がガウス雑音に関する説明である. 以下, 本論文で述べるガウス雑音はこれを基本とする.

2.3 ガウス雑音の標準偏差の推定

2.3.1 MAD に基づいたガウス雑音の標準偏差の推定

画像に重畳したガウス雑音の標準偏差を推定する方法としてロバスト推定法に基づく MAD(Median Absolute Deviation)を用いた方法がある [39]．MAD に基づいたガウス雑音の標準偏差の推定方法は中央絶対偏差によって標準偏差を算出しているため，外れ値に対してロバスト性がある．例えば，画像に重畳するガウス雑音において3σを超えるものや極端に大きいまたは小さい（255 または 0[2]）インパルス雑音が重畳する場合でも安定してガウス雑音の推定が可能である [39]．文献 [39]において MAD を用いた画素値集合Xの標準偏差は式(2.4)で与えられる．

$$\hat{\sigma}_{MAD}(X) = 1.483 \cdot med\{|X - med(X)|\} \tag{2.4}$$

式(2.4)において，$med(X)$はXにおけるメディアン処理を表し，$X - med(X)$はXのそれぞれの要素を$med(X)$で減じたもの，$|X - med(X)|$は$X - med(X)$のそれぞれの要素の絶対値を取ったものである．また，係数である 1.483 は標準正規分布の累積分布関数をφとしたとき$1/\varphi^{-1}(0.75)$から求めることができる [42]．これは丁度可知差異 [43]から同じように求めることができる．丁度可知差異とはある標準となる感覚刺激から違いが分かる差異のことであり，調整法と呼ばれる測定方法では反応の標準偏差の 0.6745 倍が丁度可知差異である．これは式(2.4)の係数である 1.483 の逆数である．

式(2.4)を画像全体の画素値に対して適用すると，画像に重畳しているガウス雑音と元の画像のエッジや細部信号などの高周波数成分の分離ができず，推定されるガウス雑音の標準偏差が高く算出されてしまう．したがって，元の画像のエッジや細部信号などの高周波数成分の影響を受けないためには，画像の平坦部のみを用いて推定することが望ましいと考えられる．

2.3.2 ブロック分割によるガウス雑音の標準偏差の推定法

画像に重畳したガウス雑音の標準偏差を推定する際に，元の画像のエッジや細部信号の影響を受けないためには画像の平坦部のみを用いて推定することが必要である．そこで，画像全体ではなく，画像をサブブロックに分割することでエッジや細部信号が含まれるサブブロックと平坦部のみで構成されるサブブロックを分けることを考える．

文献 [27]では図 2.4 のように画像を 16×16 のサブブロックに分割し，サブブロック毎に式(2.4)を適用しブロックごとの標準偏差を推定する．さらに，平坦部と思われるサブブロックの推定値のみを用いて画像の重畳するガウス雑音の標準偏差を推定する．平坦部と思われるブロックのみを用いて標準偏差を推定するので，元の画像のエッジや細部信号などの高周波数成分の影響を受けづらくなると考えられる．なお，分割するサブブロックのサイズについて文献 [44]

[2] 画像データの量子化レベルを 8 bit とした場合の最大値と最小値

では 4×4，8×8，16×16，32×32 のそれぞれで検証されており，推定されるガウス雑音の標準偏差の誤差が一番少ないのは 16×16 であると示されている．サブブロックの分割サイズが小さくなると平坦部であるサブブロックが生成されやすいが，サブブロックにおける画素数がすくなくなるためガウス雑音の偏りが生じやすくなる．一方で，サブブロックの分割サイズが大きくなると画像によっては平坦部であるサブブロックが生成しづらくなり，元の画像のエッジや細部信号の影響を受けてしまう．よって，本論文においてはこれらの釣り合いが取れている 16×16 のサブブロック分割を採用する．

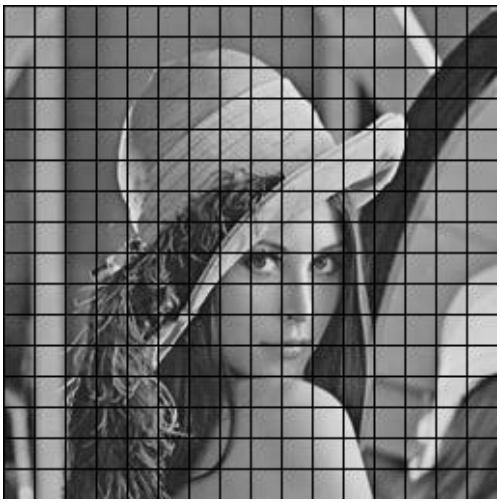


図 2.4　16×16 のサブブロックに分割した画像

文献 [27]では画像Iに重畳したガウス雑音の標準偏差を$\hat{\sigma}_n(I)$で表し，式(2.5)によってガウス雑音の標準偏差を推定する．

$$\hat{\sigma}_n(I) = \frac{1}{m_n}\sum_{i=1}^{m_n} \hat{\sigma}_{MAD}(B_i) \ \ (B_i \subset I) \tag{2.5}$$

式(2.5)において，$\mathrm{B}_1, B_2, \cdots, B_{m_n}$は画像$I$における平坦部と思われる全体の$n$%の 16×16 のサブブロックの集合であり，画像Iを 16×16 の大きさに分割し MAD により推定された標準偏差の順番で昇順にソートしたm個のサブブロック$B_1, B_2, \cdots, B_m\big(\hat{\sigma}_{MAD}(B_1) \le \hat{\sigma}_{MAD}(B_2) \le \cdots \le \hat{\sigma}_{MAD}(B_m)\big)$を小さいものから$n$%取得したものである．なお，$m_n$は分割したサブブロック$m$個の$n$%のサブブロック数を表し，$\hat{\sigma}_{MAD}(B_i)$は分割した各サブブロック$B_i$に対して式(2.4)を適用し推定された各サブブロックの標準偏差を表す．

式(2.5)は画像Iの平坦部と思われるサブブロックから画像に重畳したガウス雑音の標準偏差を推定するために，全サブブロックの標準偏差を昇順に並び替え，式(2.5)に示すように最小値から全サブブロックのn%までのサブブロックを選択しその標準偏差の平均を求めることで画像

全体に重畳しているガウス雑音の標準偏差を推定している．例えば，サブブロックを選択する割合を 5%とした際の標準偏差は$\hat{\sigma}_5(I)$と表され，その時の選択されるサブブロックは図 2.5 となる．

図 2.5　選択されたサブブロック（5%選択）

図 2.5 において明るくなっている部分が実際に選択されたサブブロックを表しており，エッジや細部信号が含まれているサブブロックではなく平坦部であるサブブロックが選択されていることが分かる．基本的にガウス雑音は画像全体に満遍なく重畳しているためサブブロック単位でガウス雑音を比較するとほぼ同程度重畳している．したがって，サブブロック単位における標準偏差の違いは元の画像のエッジや細部信号による影響が大きいと言える．つまり，エッジや細部信号が少なく平坦部であるサブブロックは標準偏差が小さく算出され，一方で，エッジや細部信号が多く含まれるサブブロックは標準偏差が大きく算出される．よって，サブブロックごとに算出された標準偏差が小さいものから選択していくと自ずと平坦部であるサブブロックが選択される可能性が非常に大きくなる．最終的に選択されたサブブロックの標準偏差の平均を算出することで画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差の推定値とする．なお，サブブロックの標準偏差は MAD を用いて算出していることから，特に自然画像において外れ値となるサブブロックは極めて少ないため，サブブロックごとの標準偏差の平均を算出してもロバスト性は保証されると考えられる．

以上が文献 [27]の従来法であるブロック分割による推定法に関する説明である．以下，本論文で述べるブロック分割方法はこれを基本とする．

2.3.3　ブロック分割によるガウス雑音の標準偏差の推定の結果

図 2.6 に示す 21 種類の画像（8bit グレースケール画像，画像サイズ 256×256）に対して$\sigma = 10$のガウス雑音を重畳させ，文献 [27]の従来法であるブロック分割による推定法を適用した結果

を図 2.7 に示す．図 2.7 から$\sigma = 10$のガウス雑音が重畳した画像におけるブロック分割による推定法の結果は多くの画像でガウス雑音の標準偏差の推定値が 8 から 12 の範囲に収まっているものの，一部の画像で推定誤差が大きくなっていることが分かる．ガウス雑音の標準偏差の推定値が 8 から 12 の範囲に収まっている画像は平坦部が含まれている画像であり，選択されたサブブロックのほとんどが平坦部であるため元の画像信号と重畳しているガウス雑音の分離ができていると考えられる．一方で，ガウス雑音の標準偏差の推定値が過大に評価されている BRIDGE，Aerial，Mandrill などの画像は平坦部が少なくエッジや細部信号といった高周波数成分が多いため，選択されたサブブロックにおいて平坦部であるサブブロックがほとんど無く，元の画像信号と重畳しているガウス雑音の分離ができていないため推定されるガウス雑音の標準偏差が過大に評価されると考えられる．また，画像 couple においては推定されるガウス雑音の標準偏差が極端に小さくなっている．こちらについては全体的に暗く輝度値が 0 の画素が多い画像 2.5.2 にて詳細を述べる．

以上からブロック分割による推定法は画像に含まれるエッジや細部信号の含有量にガウス雑音の標準偏差の推定精度が依存している．

図 2.6　21 種類の画像（8bit グレースケール画像，画像サイズ 256×256）

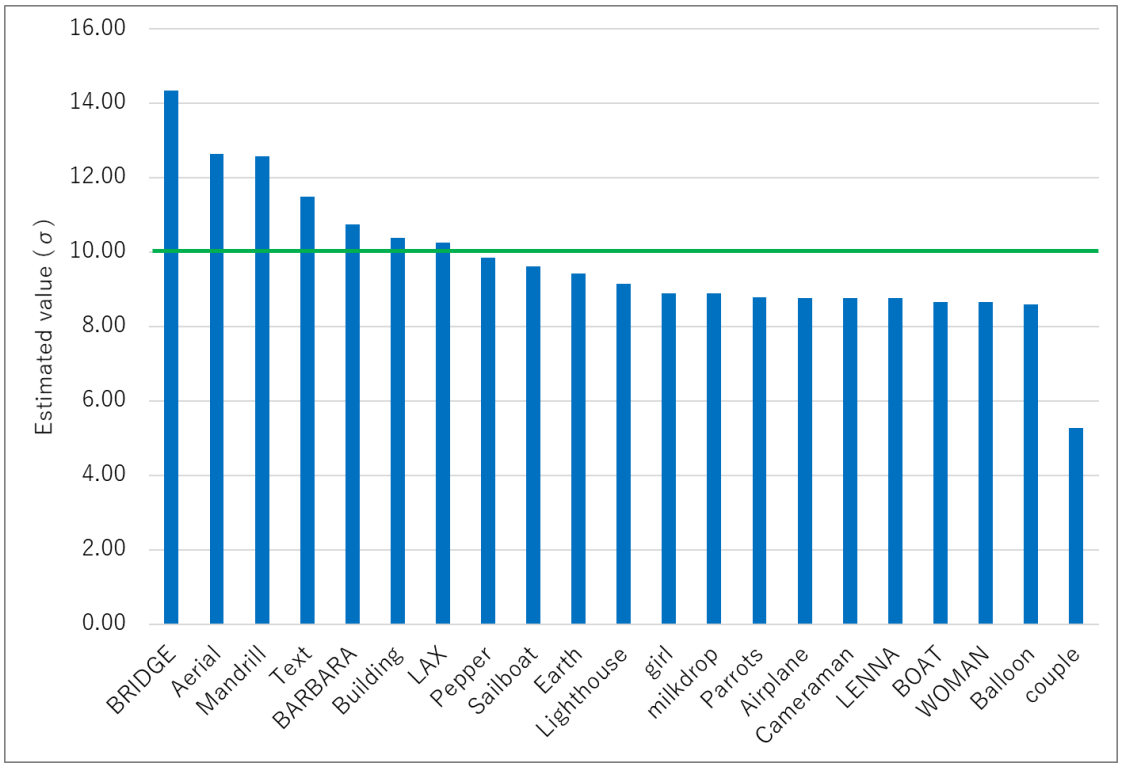


図 2.7 ブロック分割による推定法の結果（σ=10）

2.4 提案するブロック分割を用いた補正による推定法

文献 [27]のブロック分割による推定法でガウス雑音の標準偏差推定を行った時に、真値よりもその値が大きく推定される画像として，BRIDGE，Aerial，Mandrill などがある．それら画像は共通して平坦部が少なく，エッジや細部が多い画像である．すなわち，画像におけるエッジや細部信号が占める割合が高い画像においては，元の画像信号とガウス雑音の分離ができずにガウス雑音の標準偏差が大きく算出されることになる．よって，エッジや細部信号が多い画像に対して補正を施すことでガウス雑音の標準偏差推定の精度向上を図ることを考える．本章で提案するブロック分割を用いた補正による推定法は画像のエッジや細部信号の含有量からガウス雑音の標準偏差の推定値への補正値を制御し，補正することでガウス雑音の標準偏差の推定精度の向上を図る．

推定対象画像におけるエッジや細部信号と平坦部の割合を求め，式(2.5)に対して式(2.6)で示す補正を施す．

$$\hat{\sigma} = \alpha \cdot \hat{\sigma}_n(I) \tag{2.6}$$

式(2.6)において，αは補正係数を表し，$\hat{\sigma}_n(I)$は式(2.5)のブロック分割による推定法の推定結果である．なお，ここでサブブロックを選択する割合nは 10%とする．文献 [27]ではサブブロックを選択する割合を 5%としており，エッジや細部信号が多く含まれる画像において雑音の過大評価を抑えるためと考えられる．表 2.1 に$\sigma = 10$のガウス雑音が重畳した LENNA，BRIDGE，Cameraman, Text の 4 種類の画像に対してサブブロックを選択する割合を変化させたときのそれぞれのガウス雑音の標準偏差の推定値を示す．なお，この 4 種類の画像はエッジや細部信号の含有量の観点から代表的な画像を選択しているため，他の画像においても同じような特徴が見られる．サブブロックを選択する割合が 5%では平坦部が十分にある画像（特に Cameraman）において雑音が過小に評価されてしまい，一方で，15%以上ではエッジや細部信号が多い画像（特に BRIDGE）において雑音の過大評価が大きくなってしまい推定値が十分に補正しきれない場合が考えられる．提案するブロック分割を用いた補正による推定法では，平坦部が十分にある画像に対してはあまり補正を必要とせず，一方でエッジや細部信号が多い画像では真値へと補正することが望ましい．したがって，サブブロックを選択する割合を補正するに当たりそれぞれのバランスが取れている 10%を採用する．

表 2.1　サブブロックを選択する割合の変化させたときの雑音の推定値（σ =10）

	5%	10%	15%	20%	25%	30%
BRIDGE	14.21	15.69	16.72	17.75	18.76	19.55
Cameraman	8.53	8.72	8.78	8.9	9.16	9.36
LENNA	9.58	10	10.36	10.74	11.22	11.55
Text	11.62	12.19	12.59	12.91	13.36	13.83

提案するブロック分割を用いた補正による推定法では補正係数αは対象画像に含まれるエッジや細部信号の占める程度によって変化させる必要がある。したがって，対象画像に含まれるエッジや細部信号の程度を知るために式(2.7)で定義する画像性質パラメータである勾配 m を用いる．

$$m = \frac{\hat{\sigma}_{30}(I) - \hat{\sigma}_{5}(I)}{0.3 - 0.05} \tag{2.7}$$

式(2.7)において，$\hat{\sigma}_5(I)$と$\hat{\sigma}_{30}(I)$はそれぞれ最小値から 5%と 30%までの数のブロックの平均から求めた標準偏差の値を示している．式(2.7)では勾配を求めたいために，2 つの推定標準偏差の値を 30 %と 5%のポイント差 0.25 で割ることとした．図 2.8 に画像 LENNA に対して最小値から 5%までのサブブロックを選択したものと最小値から 30%までのサブブロックを選択した時の比較を示す．図 2.8 から最小値から 5%までのサブブロックを選択した場合は平坦部であるサブブロックが選択されているが，最小値から 30%まで選択した場合は平坦部ではないサブブロックまで含まれており，それらブロックでの推定値が真値より大きくなることが予想される．

最小値から5%選択　　最小値から30%選択

図 2.8　選択されたブロックの比較

図 2.9 に$\sigma = 10$のガウス雑音が重畳した LENNA，BRIDGE，Cameraman，Text の 4 種類の画像に対してブロックを選択する割合を 5%から順番に 5%ずつ変化させていったときの標準偏差の変化を示す．また，図 2.10 に 4 種類の画像のサブブロック選択が最小値から 5%のものと最小値から 30%のものの比較を示す．図 2.9 から勾配 m の値は平坦部が多い画像(Cameraman)では小さく，逆に、平坦部が少ない画像(BRIDGE)では大きくなることがわかる．また，図 2.10 から勾配 m の値が大きく変化する BRIDGE の 5%と 30%の選択されたサブブロックの違いを見ると，選択されたサブブロックが 30%になると，よりエッジや細部信号を含むサブブロックが選択されていることが分かる．これは平坦部が比較的含まれる LENNA や Text にも同じことが言える．一方，Cameraman においては画像の多くが平坦部で構成されているため選択されたサブブロックが 30%になっても多くのサブブロックにおいて平坦部であるサブブロックが選択されていることが分かる．つまり，対象画像においてサブブロックを選択する割合の変化の傾向として，サブブロックを選択する割合が 5%においてはエッジや細部信号が少なく平坦部であるサブブロックが選択されやすく，選択されるサブブロックが増えるにつれてエッジや細部信号が多く含まれるサブブロックが順番に選択されるようになる．よって，図 2.10 からサブブロックの選択量を変化させることでエッジや細部信号が多く含まれている画像とそうでない平坦部が多く含まれている画像の違いを知ることができる．なお，式(2.7)の勾配 m の算出においてサブブロックを選択する割合の変化量を 5%から 30%とした理由として，図 2.9 ではサブブロックを選択する割合を 5%，10%，15%，20%，25%，30%と変化させており，5%から 10%の変化量では LENNA のように急な変化によって勾配を安定して算出できない場合がある．また，本章で提案した推定法では補正前のガウス雑音の推定値としてサブブロックを選択する割合を 10%としており，勾配 m を算出するにあたりサブブロックを選択する割合が大きすぎると算出された勾配 m と基準となる補正前のガウス雑音の推定値との間でエッジや細部信号における特徴の差異が生じてしまう．したがって，これらの理由から安定して勾配 m を算出するためにサブブロックを選択する割合の変化量を 5%から 30%とする．

以上から勾配 m によって画像のエッジや細部信号の多寡が判断可能となり，勾配 m を用いて式(2.6)の補正係数αを制御することにする．

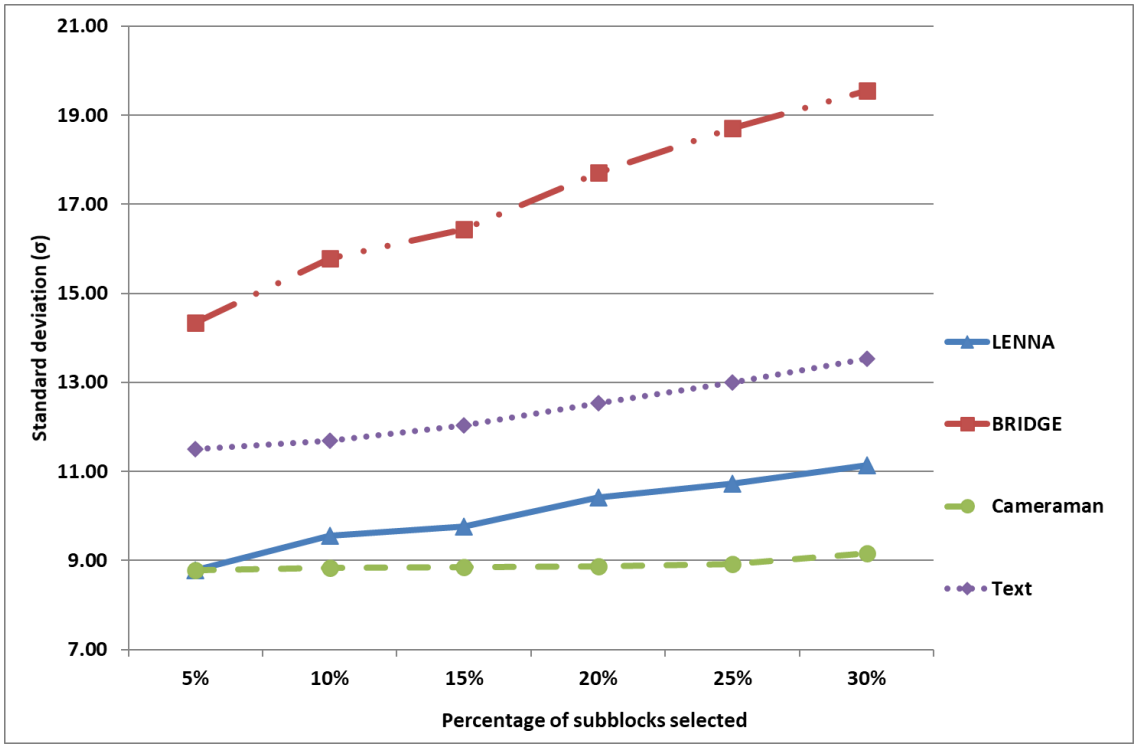


図 2.9 4 種類の画像の傾き（σ =10 のガウス雑音重畳）

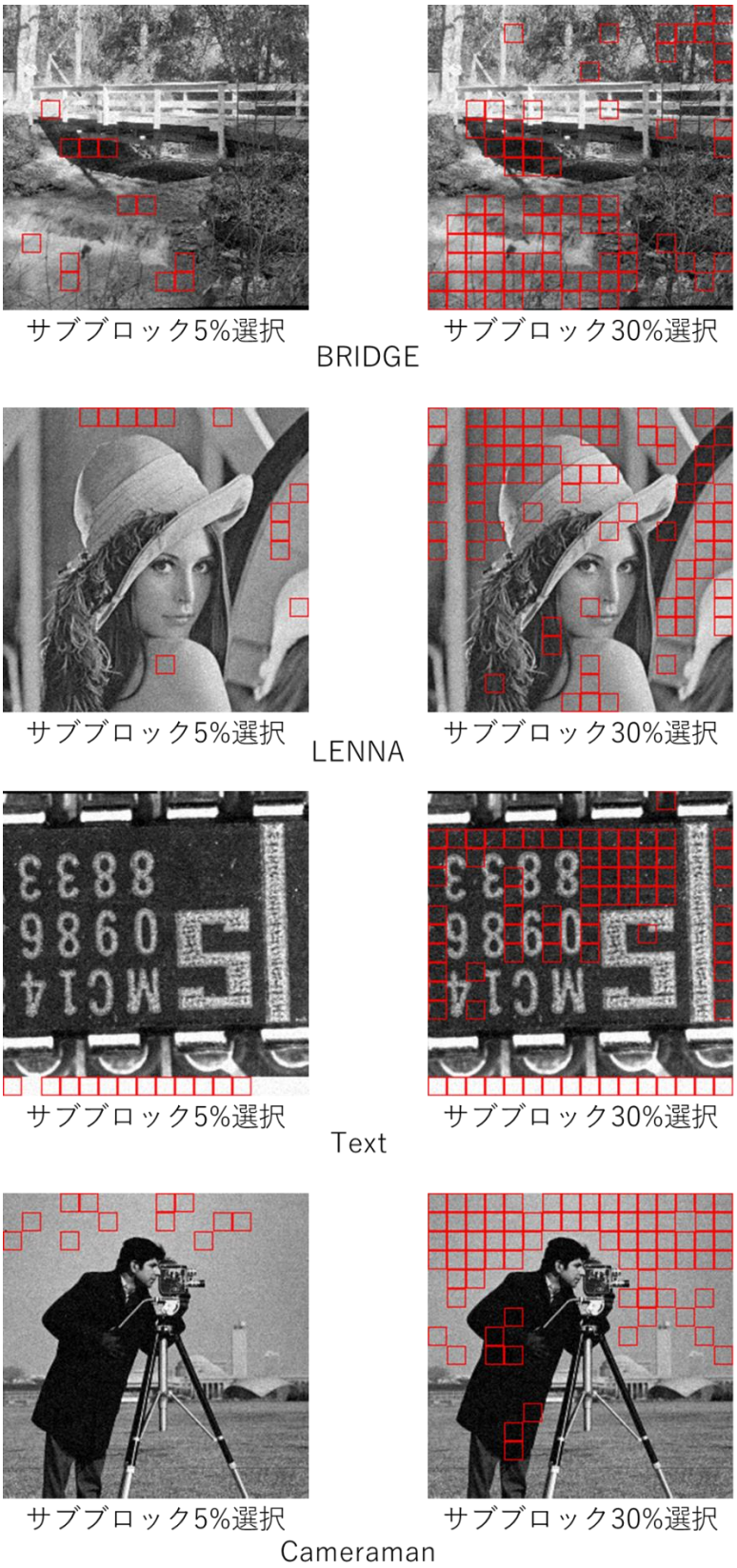


図 2.10　4 種類の画像におけるブロック選択の比較

雑音が重畳していない画像に対して既知のガウス雑音を重畳させたときに，雑音の推定値と真値の関係から理想の補正係数を求めることができる．図 2.6 の 21 種類の画像に対して$\sigma = 10$のガウス雑音を重畳させたときの勾配mと理想の補正係数の関係を図 2.11 に示す．図 2.11 から各画像の勾配 m に対して理想の補正係数を確認することができるが，補正係数を制御する上で勾配mに対して一意の補正係数を決定する必要がある．そこで，本章では図 2.11 の 21 種類の画像に対して勾配 m と理想の補正係数が離れすぎないように簡易的な場合分けを行った結果，図 2.12 に示すような場合分けとなり，最終的には式(2.8)によって補正係数を制御することとした．

$$\alpha = \begin{cases} 1.1 & \text{if} \quad \mathrm{m} \leq 5 \\ 1.01 & \text{if} \quad 5 < \mathrm{m} \leq 10 \quad \text{and} \quad \mathrm{m}_0 > 5 \\ 0.99 & \text{if} \quad 5 < \mathrm{m} \leq 10 \quad \text{and} \quad \mathrm{m}_0 \leq 5 \\ 0.90 & \text{if} \quad 10 < \mathrm{m} \leq 15 \\ 0.80 & \text{if} \quad 15 < \mathrm{m} \leq 19 \\ 0.70 & \text{if} \quad \mathrm{m} > 19 \end{cases} \tag{2.8}$$

式(2.8)において， m_0は式(2.9)に示すように最小値から 10%までのブロックの平均値$\hat{\sigma}_{10}(I)$を用いて与える．

$$m_0 = \frac{\hat{\sigma}_{10}(I) - \hat{\sigma}_5(I)}{0.1 - 0.05} \tag{2.9}$$

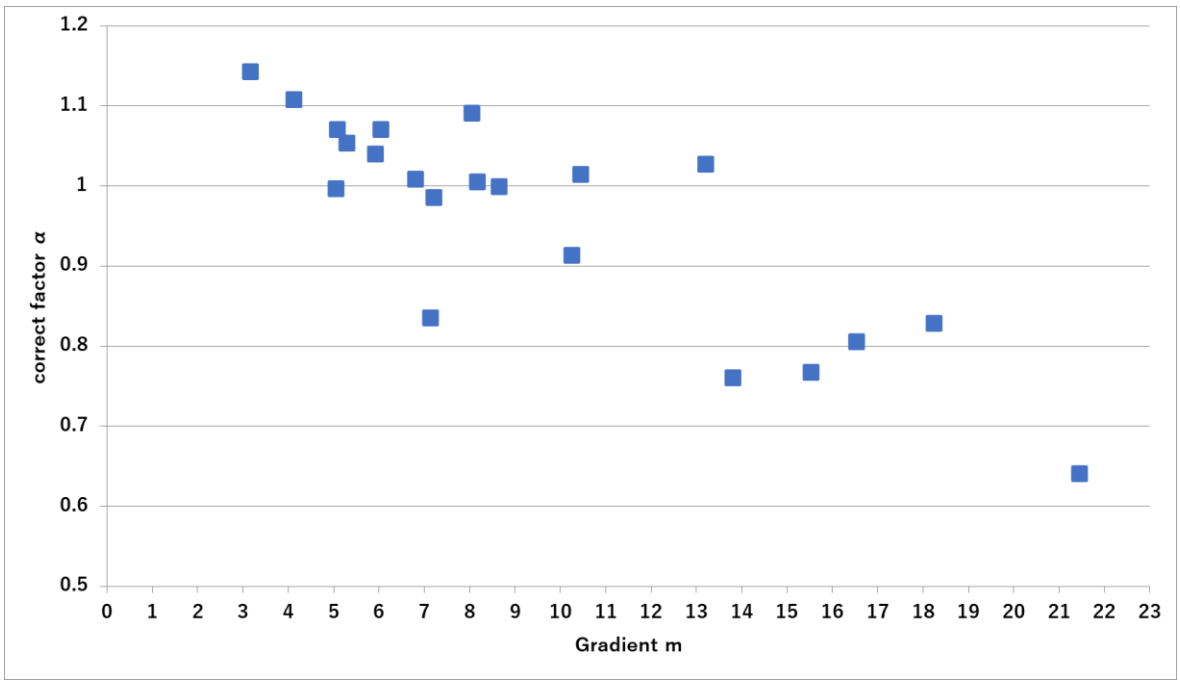


図 2.11　勾配 m と理想の補正係数の関係（σ =10）

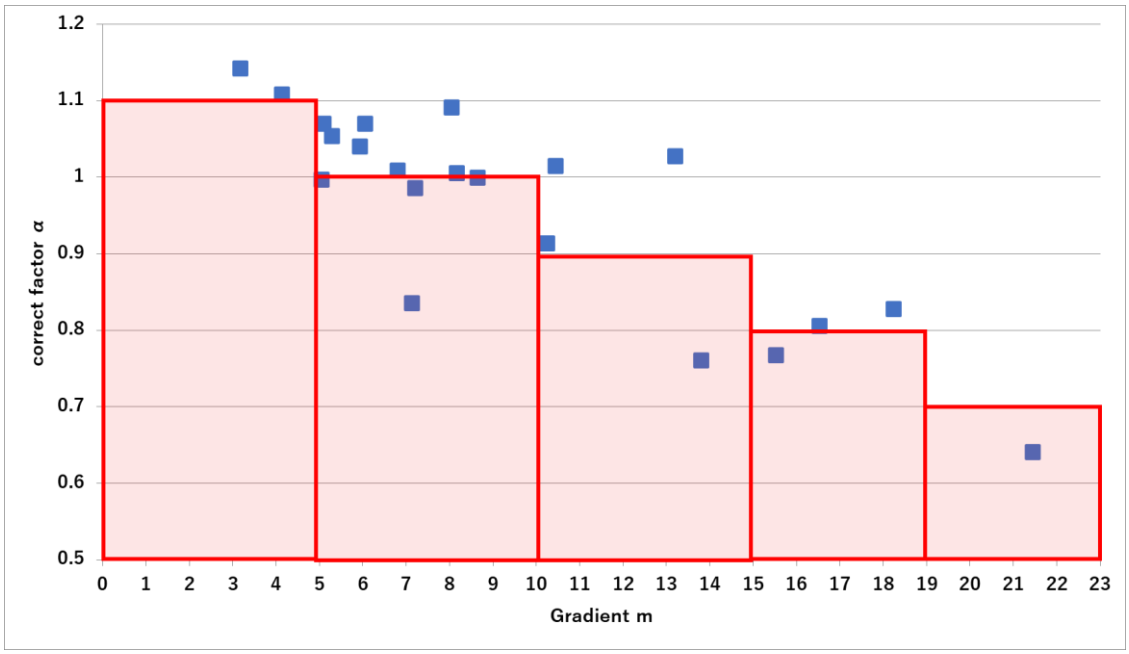


図 2.12　勾配 m による場合分け

2.5 適用例

ここでは，図 2.6 に示した 21 種類の画像に対して$\sigma = 10$，20のガウス雑音が重畳させ，文献[27]の従来法であるブロック分割による推定法と本章で提案したブロック分割を用いた補正による推定法を適用し，結果を比較検討する．また，図 2.13 に平坦部が少なくエッジや細部信号が多い BRIDGE, 図 2.14 に平坦部が多く含まれる Cameraman のそれぞれの原画像と$\sigma = 10$，20のガウス雑音が重畳したときの比較を示す.

原画像　　σ =10　　σ =20

図 2.13　BRIDGE におけるガウス雑音の比較

原画像　　σ =10　　σ =20

図 2.14 Cameraman におけるガウス雑音の比較

2.5.1　$\sigma = 10$のガウス雑音の標準偏差推定

$\sigma = 10$のガウス雑音が重畳した図 2.6 の 21 種類の画像に従来法であるブロック分割による推定法と本章で提案したブロック分割を用いた補正による推定法を適用させた結果を図 2.15 に示す. なお, 推定結果の図において従来法であるブロック分割による推定法を「Block MAD Method」, 本章で提案したブロック分割を用いた補正による推定法を「Chap.2 Method」と表記する．図 2.15 を見ると，本章で提案した推定法は多くの画像に対して真値に向かって補正できている．また,

従来法であるブロック分割による推定法と比較するとおおよそ 7%程度の誤差減少が図られている．特に補正によって効果があったのは，エッジや細部信号が多い画像である BRIDGE や Mandrill であり，これらの画像は従来法であるブロック分割による推定法と比べると誤差の低減率が高い．また，従来法であるブロック分割による推定法で標準偏差の推定値の誤差が小さかった画像では，本章で提案した推定法によってさらに誤差が小さくなったことがわかる．これらの画像はエッジや細部信号が少なく，ある程度平坦部がある画像である．しかしながら，本章で提案した推定法によって補正が十分にされていない画像がいくつかある．補正後の値を見ると，BRIDGE，Text，Aerial，couple，Earth がこれに該当する．BRIDGE， Aerial は従来法であるブロック分割による推定法と比べると誤差の低減が図られているが，補正後の値そのものは真値とまだ開きがある．また Text や Earth は，従来法であるブロック分割による推定法よりも誤差が大きくなってしまっている．これらは式(2.8)の場合分けでは十分に対応できないためと考えられる．また，図 2.16 に示す couple は重畳した雑音の標準偏差の値と比べて非常に小さな値が推定されており，全体的に輝度値が低い画像が多いためと考えられる．これについては次項で詳細を言及する．

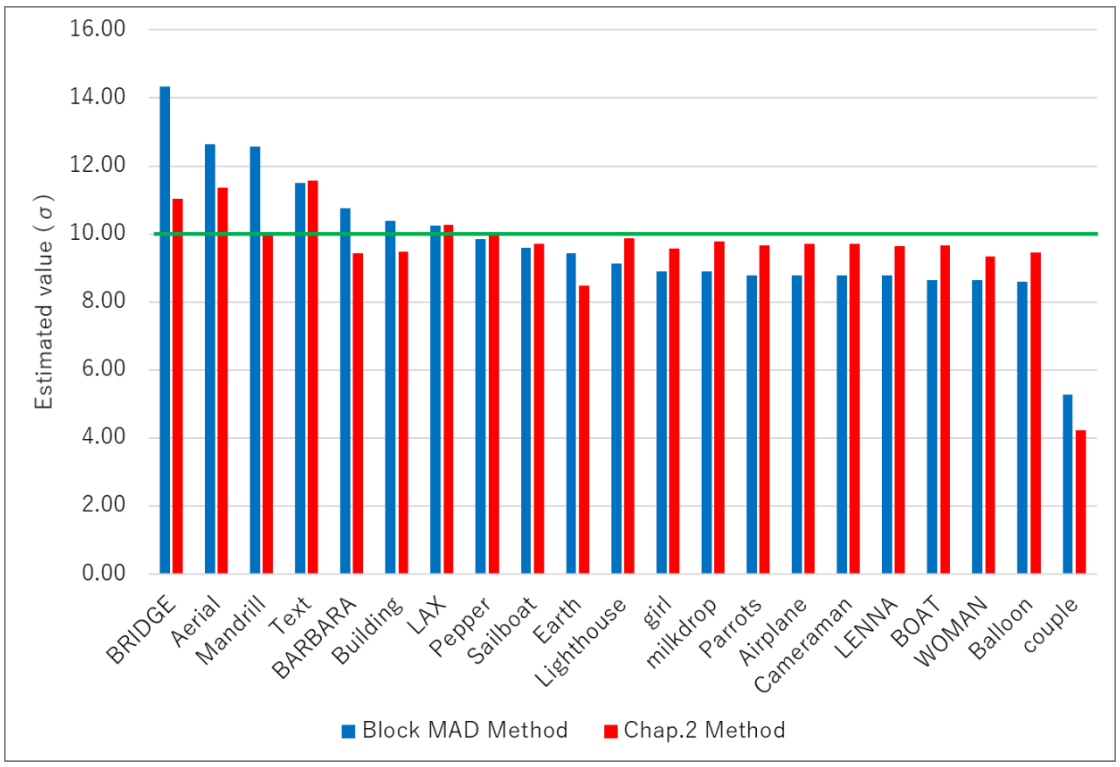


図 2.15　標準偏差の推定結果（σ=10）

図 2.16　couple の画像

2.5.2　全体的に暗く輝度値が 0 の画素が多い画像

ここでは前項で示した輝度値が全体的に低い画像について考察する．図 2.16 に示す couple の輝度値のヒストグラムを図 2.17 に示す．また，ガウス雑音を重畳させた際に輝度値をマイナスまで考慮した場合の couple の輝度値のヒストグラムを図 2.18 に示す．図 2.16 に示す couple のような全体的に暗く，輝度値が 0 付近の画素が多い画像では，ガウス雑音を重畳させた際に輝度値が 0 より小さい値となる場合がある．図 2.18 から実際にガウス雑音が重畳したときには輝度値がマイナスになる画素が存在する．このとき，画素値がマイナスとしてではなく 0 として保存されるため，雑音分布としては正規分布では無くなり，極端に言えば，正規分布の負の部分の信号が全て 0 にカウントされてしまうような分布となる．当然，分布長は狭くなり標準偏差も小さくなる．これは，全体的に明るく輝度値が 255 付近の画素が多い画像にも同じことが言える．そして標準偏差を推定する際，16×16 の小ブロックに式(2.4)を適用し，昇順にソートしたブロックの最小値から下位 10%まで選択し，その平均をとっている．つまり，輝度値が 0 の画素が多い画像において非常に小さく推定される標準偏差の値が計算に含まれるため couple では標準偏差の推定値が非常に小さくなったと考えられる．

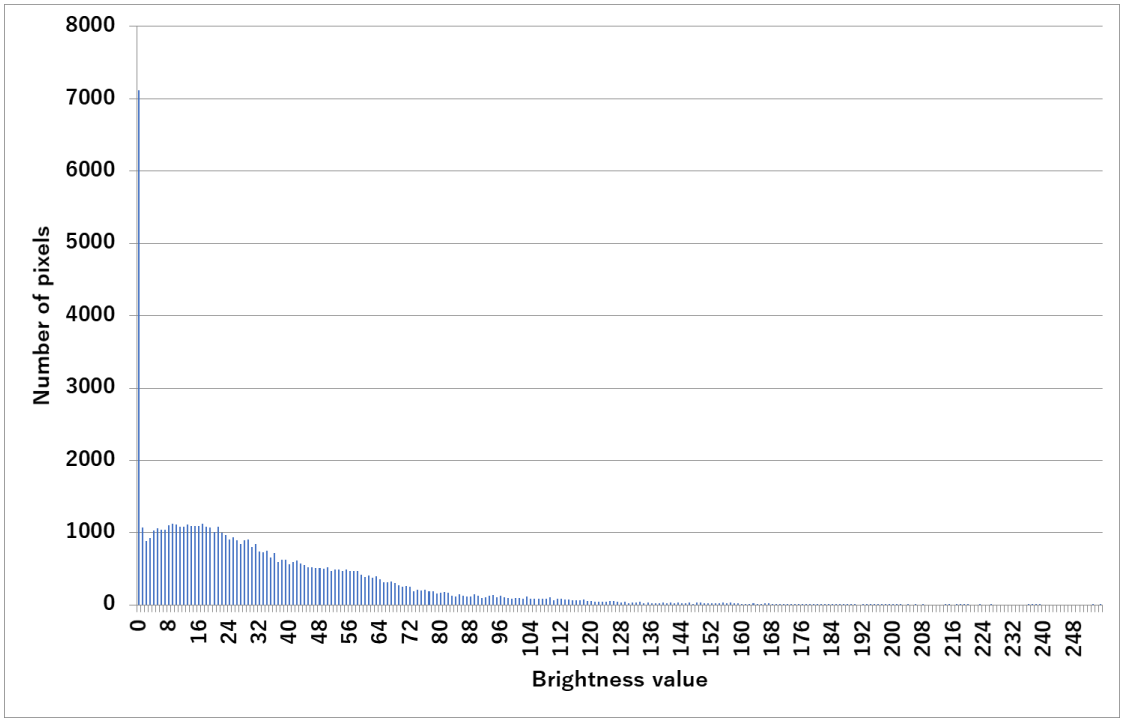


図 2.17　couple の輝度値のヒストグラム

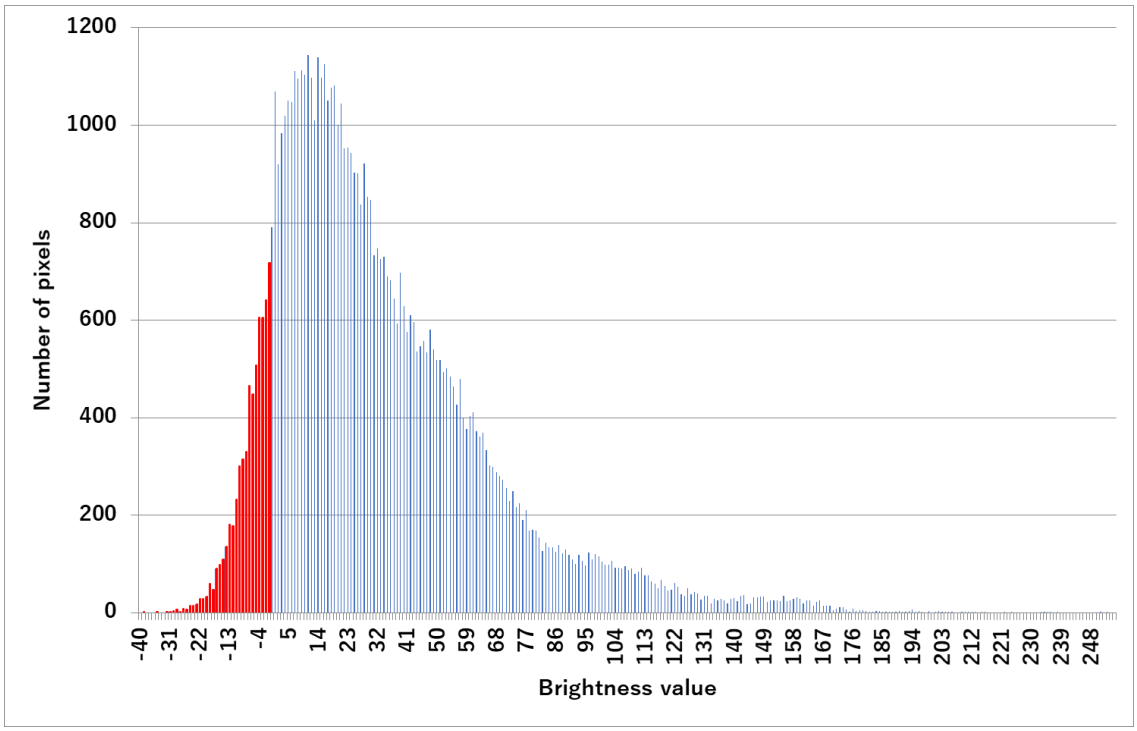


図 2.18 ガウス雑音が重畳した couple の輝度値のヒストグラム

2.5.3 $\sigma = 20$のガウス雑音の標準偏差推定

$\sigma = 20$のガウス雑音が重畳した図 2.6 の 21 種類の画像に従来法であるブロック分割による推定法と本章で提案したブロック分割を用いた補正による推定法を適用させた結果を図 2.19 に示す．図 2.19 から本章で提案した推定法によっていくつかの画像は$\sigma = 10$の結果より誤差が小さくなっていることがわかる．しかしながら，いつくかの画像は補正が十分になされていないものや誤差がさらに大きくなったりするものが存在する．この原因として式(2.8)における場合分けにあると考えられる．式(2.8)の場合分けは$\sigma = 10$のガウス雑音が重畳したいくつかの画像に対して，実験的に求めた結果によるものである．具体的には，標準偏差の推定値に対してどの程度補正が必要であるかを算出し，その値と傾きの関係を場合分けにしたものである．そのため，$\sigma = 20$のときに式(2.8)では十分に対応できなかったと考えられる．また，couple が$\sigma = 10$のときと同じように標準偏差が非常に小さく推定されている．これは，$\sigma = 10$のときと同じで暗い画像であるためと考えられる．

以上より画像の平坦部における標準偏差を調べ，その状況からガウス雑音成分の標準偏差を補正することはある程度はできるものの，雑音の重畳状態や画像の性質における更なる検討が必要であることがわかる．

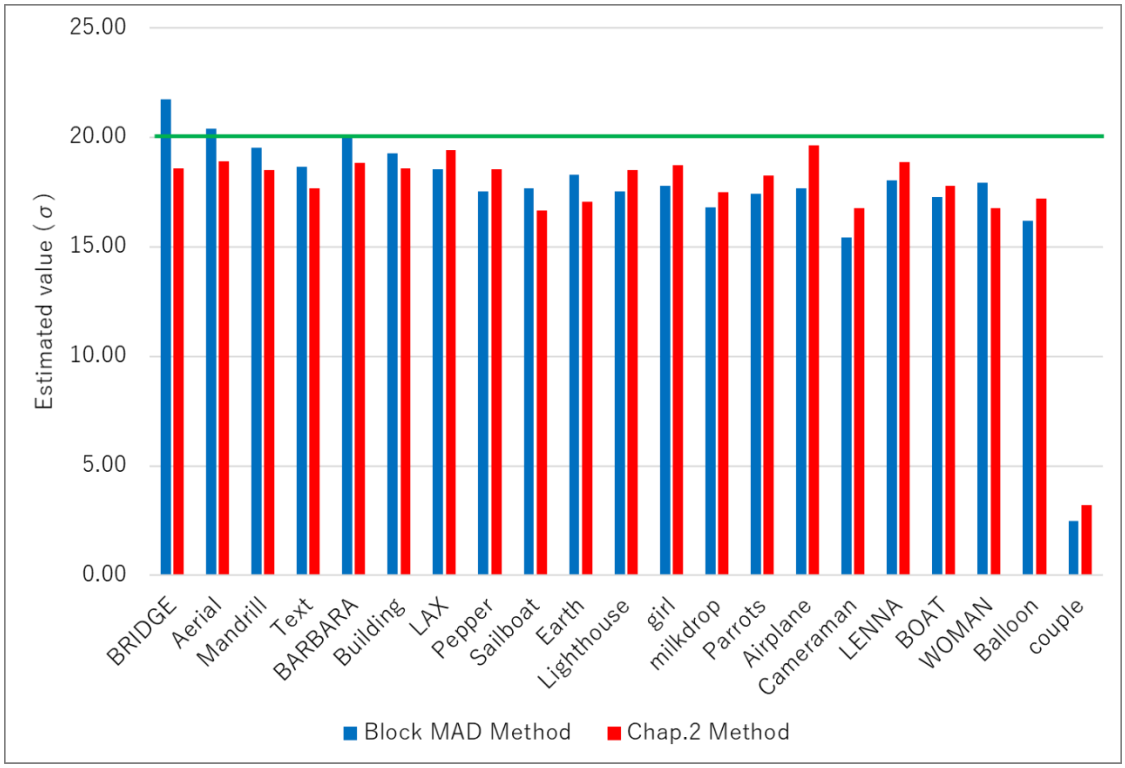


図 2.19 標準偏差の推定結果(σ=20)

2.6 まとめ

本章では，画像ごとにエッジや細部信号の多寡を判断し，ガウス雑音の標準偏差の推定値を正しい値へ補正する方法を提案した．従来法であるブロック分割による推定法と比較すると全体でおよそ 7%程誤差が小さくなった．また，エッジや細部信号が多い画像に対しては非常に効果があることが確認できた．しかしながら，補正が十分にされない画像や couple のような全体的に暗く，輝度値が 0 である画素が多い画像では推定されるガウス雑音の標準偏差が極端に小さくなるなどいくつか問題点がある．また，本章で提案した推定法では$\sigma = 10$のガウス雑音が重畳した画像にのみ有効であり，他のσの値に対応できていないといった問題も存在する．これら問題点については第 3 章にて主観的に定めた補正係数αの制御方法の改善や輝度値が 0 である画素値の影響の除去，さらに$\sigma = 10$以外のガウス雑音に対して有効な補正係数αの制御等の提案を行う．

第 3 章
画像の変化成分に基づいた推定法

3 画像の変化成分に基づいた推定法

3.1 緒言

ガウス雑音が重畳した画像を復元する方法として，平均値フィルタ，荷重平均値フィルタ，ウィナーフィルタなど様々な方法が存在する [37]．これらのフィルタは，画像に対して一律的な処理を行うため，局所的に SN 比が変化する非定常信号の場合には必ずしも良い結果が得られるとは限らない．そこで，既存のフィルタを改良し，雑音除去の性能が向上したフィルタが多数提案されている．

例えばウィナーフィルタは一般的に固定係数型のフィルタであり，画像にどの程度の雑音が重畳しているかを推定し処理を施している [38] [45]．しかしながら，この雑音推定が正しいかどうかの確証はなく，また画像の性質によって重畳雑音の標準偏差推定値が変化する [46]．雑音標準偏差推定値が，実際の雑音の標準偏差と異なれば，固定型可変型係数によらず雑音の標準偏差推定値を用いたフィルタの処理結果は最良といえるものではないことは直感的に理解できよう．そこで，適切な係数を算出するためには，画像に重畳したガウス雑音の標準偏差を精度よく推定する必要がある．

ガウス雑音が重畳した画像から，ガウス雑音の標準偏差を推定する方法として様々な方法が提案されている．文献 [36]では，PCA(principal component analysis)に基づいた方法が提案されている．この方法は画像に重畳したガウス雑音を精度よく推定するものの，繰り返し処理のため計算量が非常に多く，映像処理におけるリアルタイム処理や組み込み機器搭載のためのハードウェア化に適していない．一方，文献 [27] [44] [47]では，Total Variation フィルタの平滑化パラメータ λ を推定する際に，画像をブロック毎に分割し，平坦部分と考えられるブロックのガウス雑音の標準偏差を推定することで画像全体に重畳しているガウス雑音の標準偏差を推定している．この時文献 [27] [44] [47]では標準偏差のロバスト推定法による推定値である MAD(median absolute deviation) [39] [43] [40] [42]を用いた方法が示されている．MAD に基づく推定は計算量が少ないものの，推定精度が画像の種類・性質に依存する問題がある．特にエッジや細部信号が多く含まれる画像においては，標準偏差が過大に推定され，全体的に暗い・明るい画像においては推定される標準偏差が極端に小さくなる等の問題が存在する．よって，ある程度の重畳雑音の標準偏差の推定精度を持ち，かつ，計算量が少ない方法が望まれる．

本章では第 2 章で提案したブロック分割を用いた補正による推定法を拡張することで，第 2 章における標準偏差値依存性と輝度が低い画像における問題点の 2 つを解消する新たな方法を提案する．本章で提案する推定法では，重畳雑音の標準偏差値依存性の問題を解決するために第 2 章で提案した補正係数の制御方法を変更し，新たな補正係数の制御方法を提案する．本章では補正係数の算出に，さらに，暫定的に得た標準偏差値を用いることで，重畳雑音の標準偏差値に対する推定精度依存性の問題を解決する．また，本章で提案する推定法では輝度が低い画像において輝度値が 0 の画素を排除することで推定される標準偏差が小さくなる問題を解決する．以上

の 2 つの問題を解決する方法を取り入れることで，ガウス雑音が重畳した画像に対する雑音の推定精度は向上すると考えられる．そこで本章では新たに 39 種類の標準画像に種々の標準偏差のガウス雑音が重畳した画像群に文献 [27]の従来法であるブロック分割による推定法と本章で提案する推定法を適用し比較することで，その有効性を明らかにし，簡易ながらも精度良くガウス雑音の標準偏差の推定が出来ることを示す.

3.2 画像の変化成分に基づいたガウス雑音の標準偏差の推定

3.2.1 補正係数の適用

第 2 章のブロック分割を用いた補正による推定法では，画像中にエッジや細部信号といった高周波数成分が多く含まれている場合，平坦部ではないサブブロックが選択されてしまうことがあるためガウス雑音の標準偏差の推定精度に限界が存在する．そこで，式(3.1)に示すように画像のエッジや細部信号の含有量によって制御される補正係数βを乗ずることによって，ガウス雑音の標準偏差の推定精度が画像の種類や性質に依存する問題を解消する．

$$\hat{\sigma}^* = \beta \cdot \hat{\sigma}_n(I) \tag{3.1}$$

式(3.1)において，補正係数βは画像のエッジや細部信号の含有量によって制御する．画像に平坦部が多い場合には基本的に 1 に近く，エッジや細部信号が多い場合には基本的に 1 より小さくなるように設計する．補正係数βは式(3.2)に示すようにエッジや細部信号などの画像の性質を定量化した画像性質パラメータmの一次式で与える．

$$\beta = a_1 m + a_0 \tag{3.2}$$

式(3.2)において，mは式(2.7)によって定義されている画像性質パラメータである勾配mであり，係数a_0およびa_1は画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差によって制御する必要がある．しかしながら，画像に重畳しているガウス雑音は未知であるため本章では式(2.5)からサブブロックを選択する割合を 5%としたガウス雑音の標準偏差$\hat{\sigma}_5(I)$を用いて式(3.3)のように定義する．

$$a_i = b_{i1}\hat{\sigma}_5(I) + b_{i0} (i = 0,1) \tag{3.3}$$

式(3.3)を一次式によって定義したことの妥当性は 3.3.1 で実験的に求める際に明らかとする．

3.2.2 画素値 Min Max の除去

第 2 章のブロック分割による推定法では全体的に輝度が低い画像において推定されるガウス雑音の標準偏差が極端に小さくなる問題がある．これはクリッピング処理（0 以下の値を 0 とする処理）の影響が大きいことが第 2 章で述べられている．全体的に輝度が高い画像においても同じようにクリッピング処理（255 以上を 255 とする処理）の影響によって推定されるガウス雑音の標準偏差が極端に小さくなる．本章ではクリッピング処理を施されたであろう画素値を排除し，かつ式(3.4)および式(3.5)に示すサブブロック内の輝度値が 0 または 255 の画素がある一定数を超えた場合にそのサブブロックを排除しサブブロックの選択に含めない方法を提案する．

$$B_0 \geq Th \tag{3.4}$$

$$B_{255} \geq Th \tag{3.5}$$

式(3.4)において，B_0は分割されたサブブロック内における輝度値が 0 の画素の数を表しており，式(3.5)において，B_{255}は分割されたサブブロック内における輝度値が 255 の画素の数を表している．また，Thは輝度値が 0 または 255 の画素がガウス雑音の標準偏差の推定に影響を与えるであろう画素数の閾値を表す．

本章では図 2.6（p.18）に示す 21 種類の画像に対して輝度値を 30%低下させた後に$\sigma = 10$のガウス雑音を重畳させた画像を作成し，閾値であるThを複数設定し従来法であるブロック分割による推定法を適用することでサブブロックを排除するための最適な閾値を求める．なお，画像 couple は元々暗い画像であるため輝度値の低下は行わないものとする．表 3.1 に複数の閾値を設定したときの文献 [27]のブロック分割による推定法のガウス雑音の標準偏差の推定結果を示す．ここで，閾値であるThは 16×16 のサブブロックの画素数である 256 から$\frac{1}{n}$（$n = 3$~8）を超えた場合にサブブロックを排除するように設定した．つまり，$Th = 32,36,42,51,64,85$に加えてサブブロックの排除を行わない$Th = 0$よって比較を行った．さらに，図 3.1 に表 3.1 における各閾値の推定結果に対して真値である$\sigma = 10$との差を棒グラフにて示す．表 3.1 から$Th = 0$すなわちサブブロックの排除を行わない場合には多くの画像でガウス雑音の標準偏差の推定値が低下していることが分かる．Thの値が大きくなるにつれて誤差の平均は小さくなっていく傾向にあり，画像全体のガウス雑音の推定値の平均はかなり小さくなってしまい，元の画像の特徴とかけ離れてしまう．したがって，本章では画像全体のガウス雑音の推定値の平均や分散，誤差の平均といった観点から，元の画像の特徴を残しつつ補正をするのに最適な$Th = 36$を採用する．

輝度値が 0 であるということは，ガウス雑音の影響で負の値であったものがクリッピング処理の影響で 0 に揃えられた可能性が示唆される．図 2.18（p.30）は couple にガウス雑音を重畳させた際の輝度値のヒストグラムであるが，クリッピング処理をしていないため負の値まで表現されている．図 2.18（p.30）では負の値が 6238 個存在しており，これらすべてが輝度値 0 として扱われるため推定される標準偏差の値の誤差が大きくなり，結果として標準偏差の推定値が極端に小さくなると考えられる．したがって，サブブロック内の輝度値が 0 である画素と輝度値が 0 の画素が一定数を超えたサブブロックを排除することにより，これらの影響を受けなくなる．実際に暗い画像である couple に対して式(3.4)を適用したときのサブブロック選択の流れを図 3.2 に示す．図 3.2 では輝度値が 0 の部分は排除されており（白となっている画素），サブブロック内の輝度値が 0 である画素が閾値を超えたものはサブブロックごと排除されている（白抜き部分）．本章では残ったサブブロックから図 3.2 のようにサブブロックを選択し，ガウス雑音の標準偏差を推定する．

表 3.1　閾値ごとブロック分割による推定法の推定結果の比較（σ =10）

	Th=0	Th=32	Th=36	Th=42	Th=51	Th=64	Th=85
Airplane	8.90	8.90	8.90	8.90	8.90	8.90	8.90
BARBARA	5.93	10.38	10.59	10.59	10.75	10.88	10.38
BOAT	8.77	8.76	8.76	8.76	8.77	8.77	8.77
BRIDGE	7.17	14.09	12.85	12.85	12.50	12.23	10.38
Building	6.06	8.90	8.90	8.90	8.90	8.90	8.90
Cameraman	5.56	8.71	8.71	8.71	8.73	8.73	8.75
girl	4.45	11.12	11.12	11.37	9.89	10.38	9.79
LAX	5.07	13.35	13.35	14.09	14.09	12.98	9.64
LENNA	6.67	8.71	8.71	8.71	8.73	8.73	8.75
Lighthouse	7.29	8.90	8.90	8.90	8.90	8.90	8.63
Text	5.31	8.90	8.90	8.90	8.90	8.90	8.90
WOMAN	5.81	9.89	9.34	9.05	7.86	7.95	7.01
Aerial	9.15	12.67	12.27	11.86	11.32	10.63	9.39
Balloon	8.77	8.77	8.77	8.77	8.77	8.77	8.77
couple	6.80	8.53	8.53	8.57	8.40	8.30	7.28
Earth	5.56	10.38	10.38	10.38	10.55	10.68	10.68
Mandrill	10.13	11.27	11.27	11.12	11.19	11.19	11.25
milkdrop	4.82	8.69	8.69	8.69	8.69	8.53	7.25
Parrots	5.93	7.79	7.60	7.74	7.42	7.41	7.01
Pepper	5.44	8.53	8.53	8.53	8.57	8.40	7.86
Sailboat	5.81	8.90	8.90	8.90	8.90	8.90	8.90
平均	9.82	9.71	9.73	9.56	9.48	8.91	6.64
分散	3.04	2.54	2.74	2.64	2.11	1.42	2.61
誤差の平均	33.74%	14.47%	14.14%	14.40%	14.32%	13.75%	13.42%

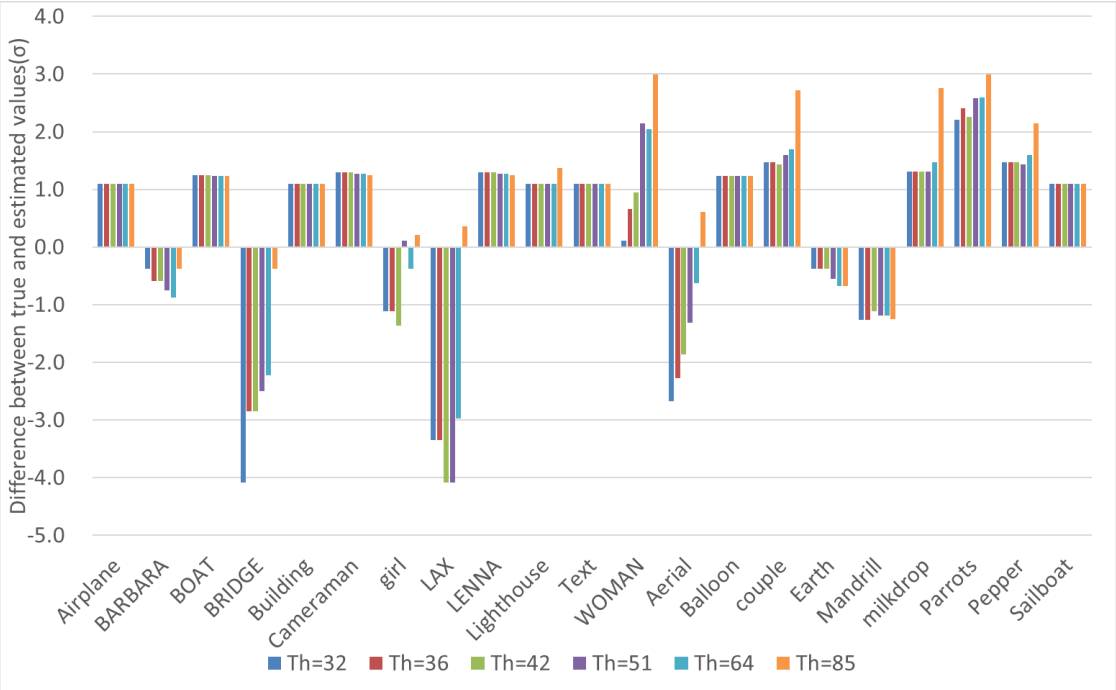


図 3.1　閾値ごとのブロック分割による推定法の推定結果の真値との差

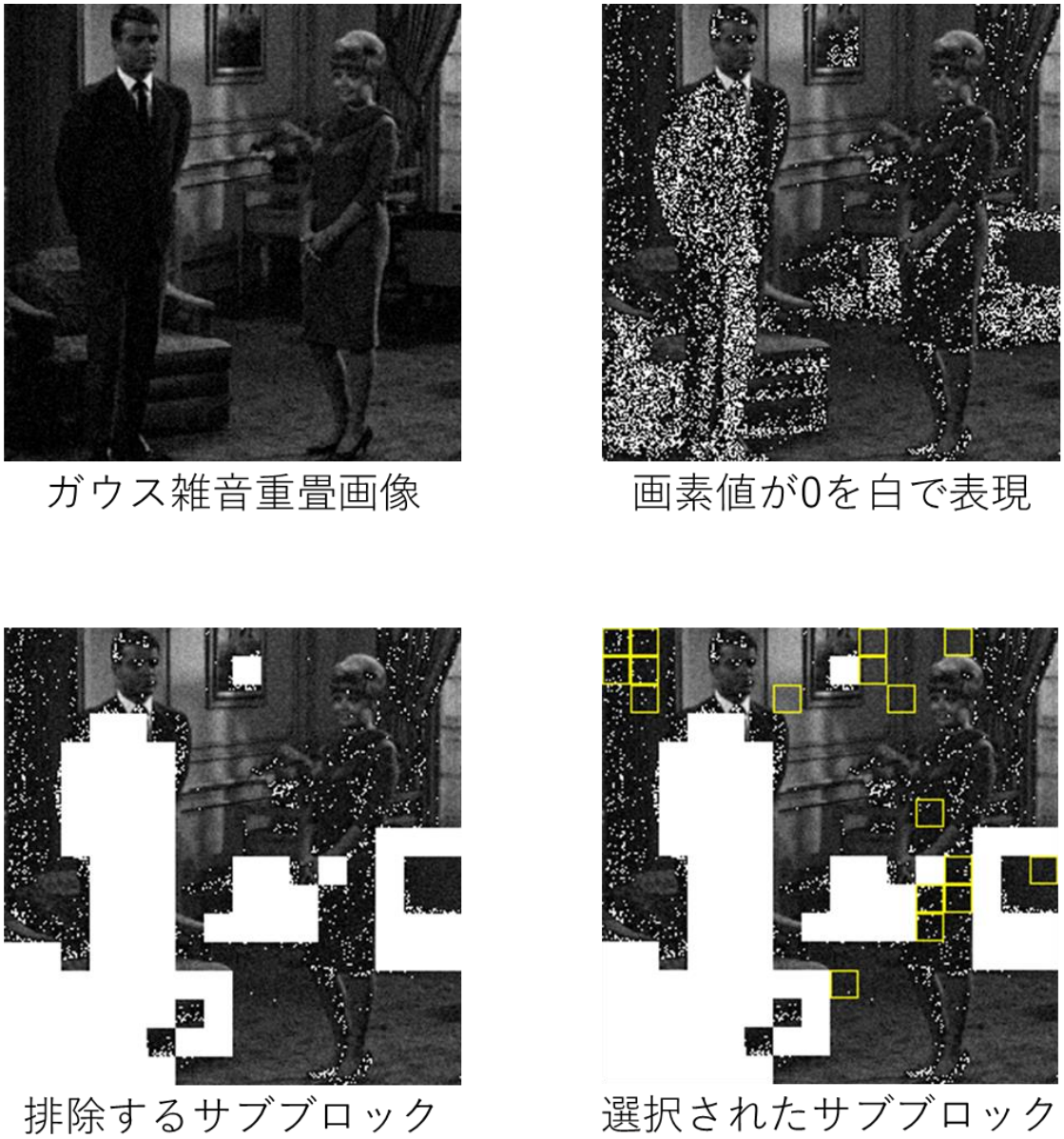


図 3.2　暗い画像におけるサブブロック選択の流れ

3.3 適用例

ここでは，式(3.3)におけるb_{00}からb_{11}までの 4 つのパラメータの設定を行う．その後，$\sigma = 5, 10, 20, 30$のガウス雑音が重畳した画像に対して，文献 [27]の従来法であるブロック分割による推定法と本章で提案した画像の変化成分に基づいた推定法をそれぞれ適用し，ガウス雑音の標準偏差の推定結果を用いて 2 つの方法を比較検討する．なお，サブブロックのサイズは 16×16 とし，サブブロックを排除する際の閾値は 36 に設定する．

3.3.1 補正係数の導出

b_{00}からb_{11}までの 4 つのパラメータは，図 2.6（p.18）に示す 21 種類の 256×256 の 8bit グレースケール画像を用いて実験的に求める．図 2.6（p.18）に示した 21 種類の画像に対して$\sigma = 10, 20, 30$のガウス雑音をそれぞれ重畳させ，式(3.1)において補正係数βを乗ずる前の標準偏差推定値$\hat{\sigma}_n(I)$を用いて，真値に正しく補正するための理想的な補正係数βを算出する．図 2.6（p.18）の 21 種類の画像に対する理想的な補正係数βと画像性質パラメータである勾配mとの関係を最小二乗法によって一次式で近似する．最小二乗法によって得られた一次式の傾きと切片がそれぞれ式(3.2)のa_1とa_0に対応する．$\sigma = 10, 20, 30$のそれぞれの例を図 3.3，図 3.4，図 3.5 に示す．

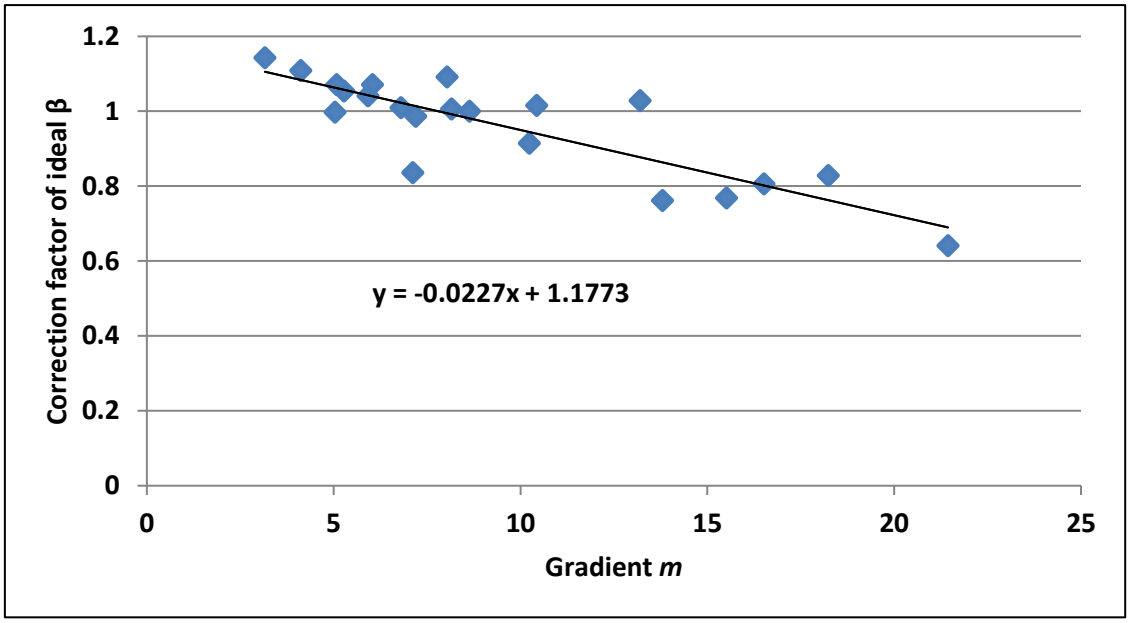


図 3.3 理想の補正系の近似式（σ=10）

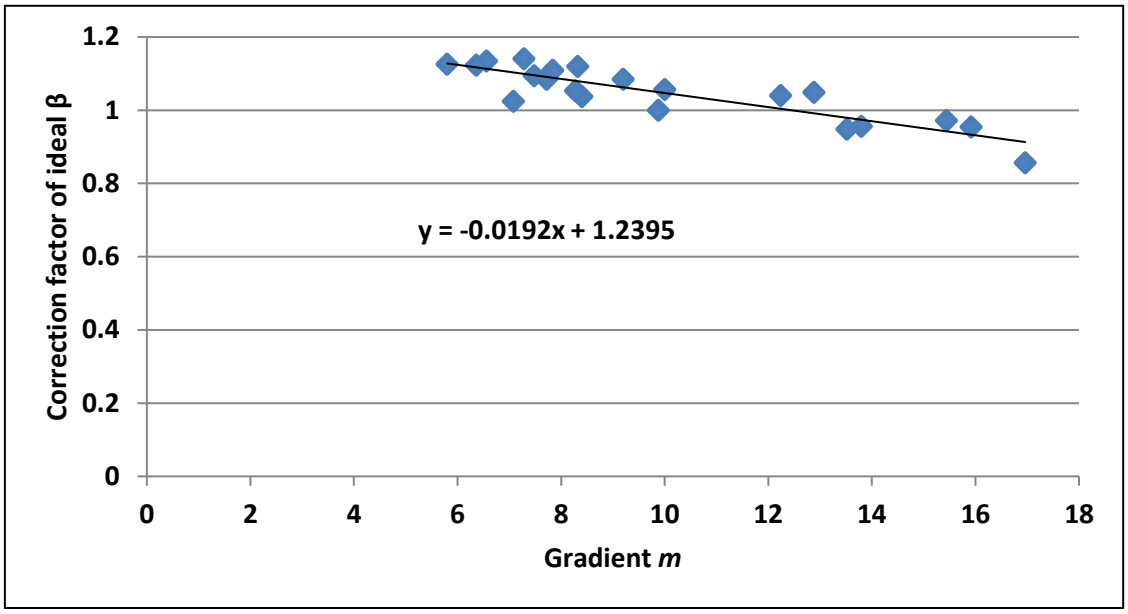


図 3.4　理想の補正系の近似式(σ =20)

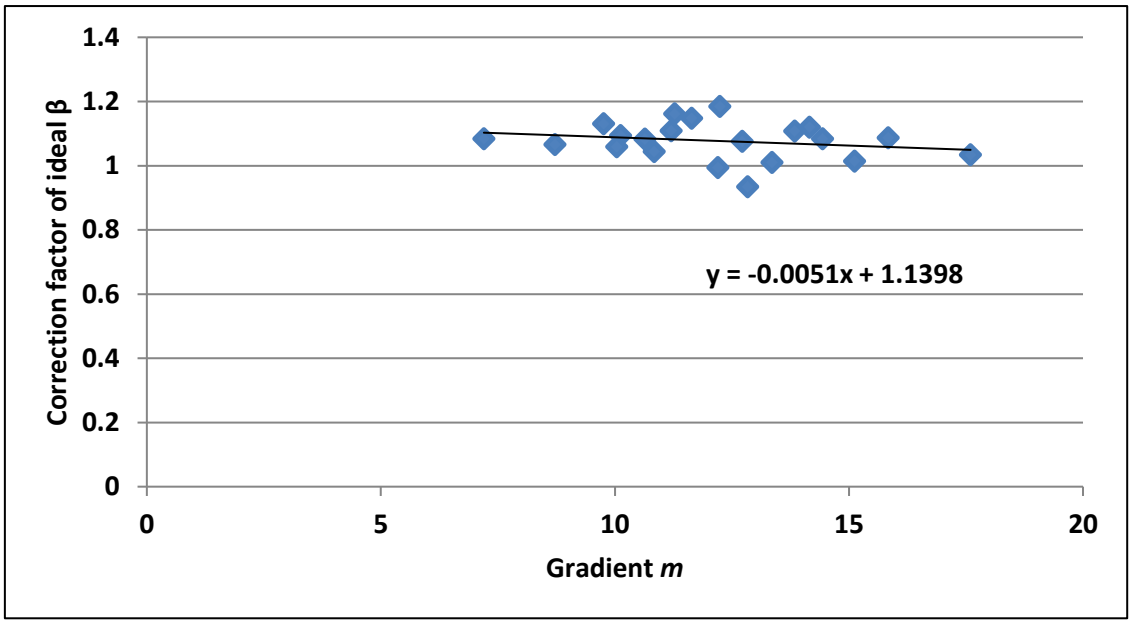


図 3.5　理想の補正系の近似式(σ =30)

図 3.3，図 3.4，図 3.5 から理想の補正係数と勾配を最小二乗法にて一次式で近似することが妥当であることが分かる．ここで求めたa_1とa_0は重畳しているガウス雑音に依存するため，重畳しているガウス雑音に応じてa_1とa_0を制御する必要がある．そのため，$\sigma = 10, 20, 30$でそれぞれ求めたa_1とa_0から式(3.4)のように最小二乗法を用いて一次式で近似する必要がある．a_1とa_0をそれぞれ一次式で近似したものを図 3.6，図 3.7 に示す．

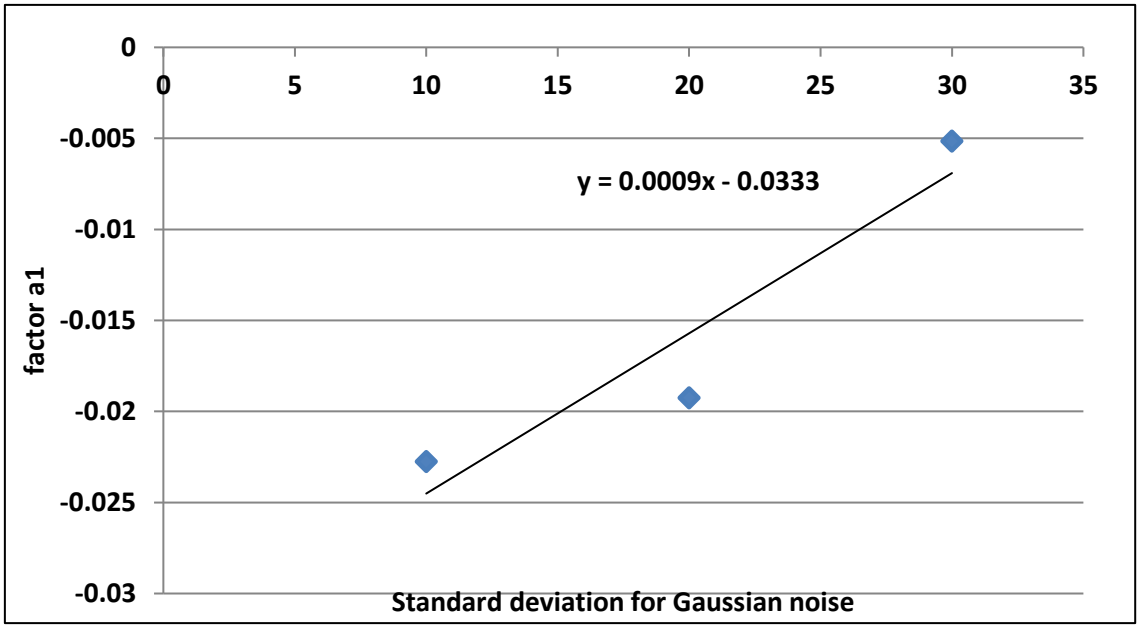


図 3.6　a_1の近似式

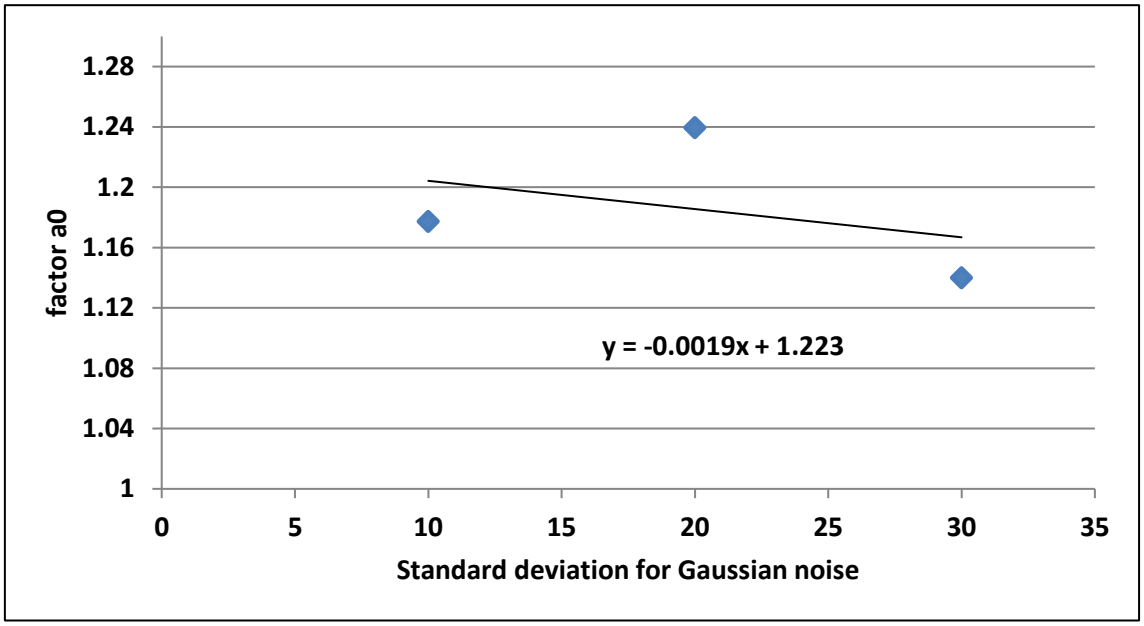


図 3.7　a_0の近似式

図 3.6，図 3.7 から画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差とa_1とa_0の関係は直線で近似することが可能であり，その傾きと切片がそれぞれ式(3.3)の傾きと切片に対応する．

以上より，最小二乗法により一次式の近似を行った結果，$b_{00} = 1.222976$，$b_{01} = -0.001872$，$b_{10} = -0.03331$，$b_{11} = 0.00088$の各パラメータ値を導出することができた．なお，一次式以外にも高次の近似式（二次式および三次式）による検討も行ったが一次式と大きな違いは見られなかったため，より簡易な一次式による近似を採用することにした．この 4 つのパラメータの導出により，式(3.3)からa_1とa_0が算出され，さらに，そのa_1とa_0を用いて式(3.2)より補正係数βが求まることになる．本章ではこれらのパラメータを適用する．

3.3.2 適用結果

文献 [27]の従来法であるブロック分割による推定法と本章で提案した画像の変化成分に基づいた推定法の比較のために図 3.8，図 3.9，図 3.10，図 3.11 に示す画像サイズの異なる 39 種類の画像に対して，$\sigma = 5, 10, 20, 30$のガウス雑音をそれぞれ重畳させ，推定結果を比較する．なお，ここで使用する画像は 3.3.1 のパラメータ導出に用いた画像とは別の画像である．また，それぞれの推定結果を図 3.12，図 3.14，図 3.16，図 3.18 に示す．なお，推定結果の図において従来法であるブロック分割による推定法を「Block MAD Method」，本章で提案した画像の変化成分に基づいた推定法を「Chap.3 Method」と表記する．さらに，重畳しているガウス雑音の標準偏差の真値と推定値との差をそれぞれ図 3.13，図 3.15，図 3.17，図 3.19 に示す．また，図 3.8，図 3.9，図 3.10，図 3.11 に示す 39 種類の画像全体に対する推定誤差の平均によって評価した結果を図 3.20 に示す．さらに，表 3.2 にそれぞれのガウス雑音の推定結果を数値でまとめたものを示す．なお，各図における画像データの並びは$\sigma = 10$における従来法であるブロック分割による推定法の標準偏差の推定値が大きいものからデータを並び替えている．

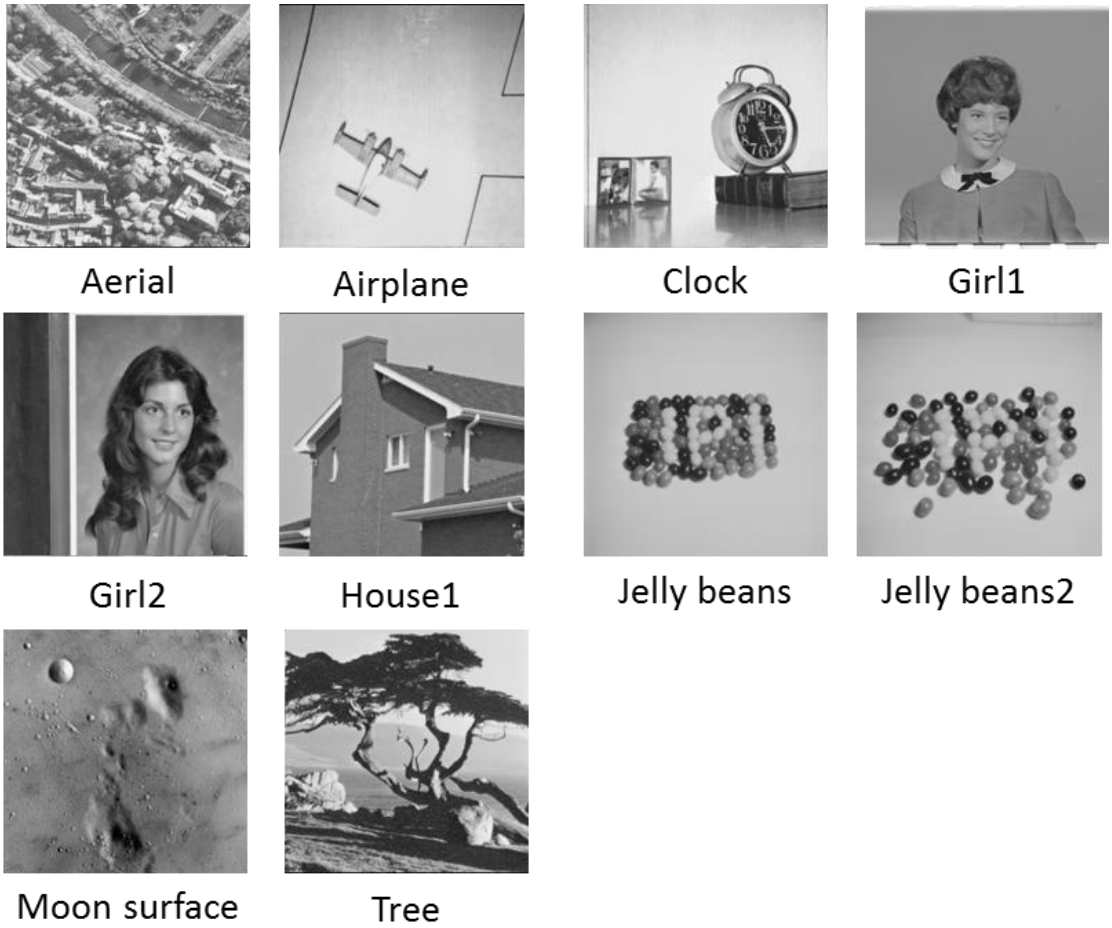


図 3.8　39 種類の画像(8bit グレースケール画像，画像サイズ 256×256)

図 3.9　39 種類の画像(8bit グレースケール画像，画像サイズ 512×512)

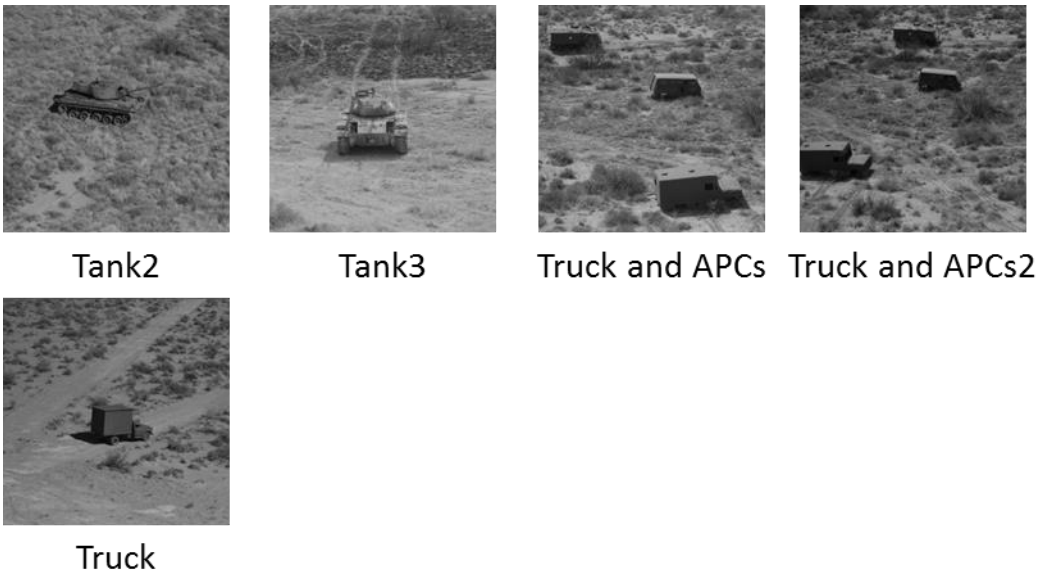


図 3.10　39 種類の画像(8bit グレースケール画像，画像サイズ 512×512)

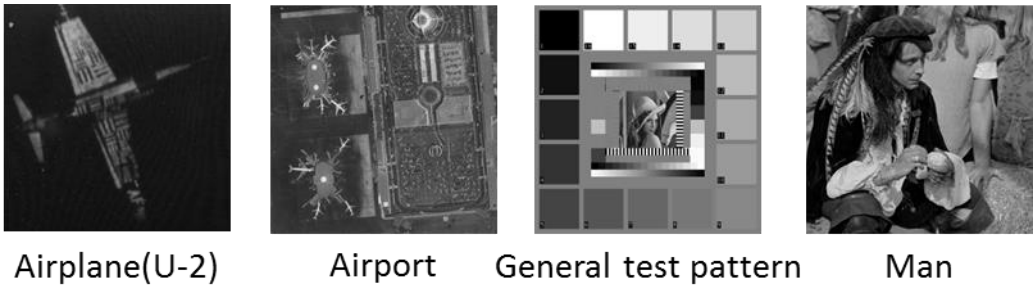


図 3.11　39 種類の画像(8bit グレースケール画像，画像サイズ 1024×1024)

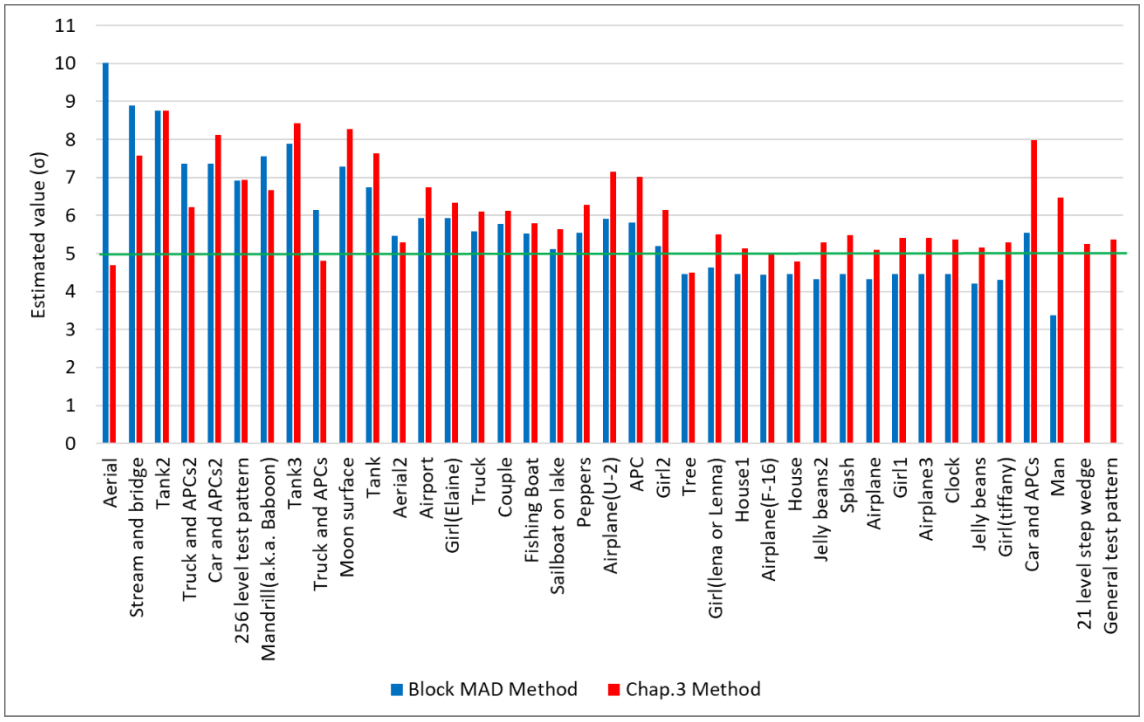


図 3.12 ブロック分割による推定法と第 3 章の推定法の推定結果の比較(σ =5)

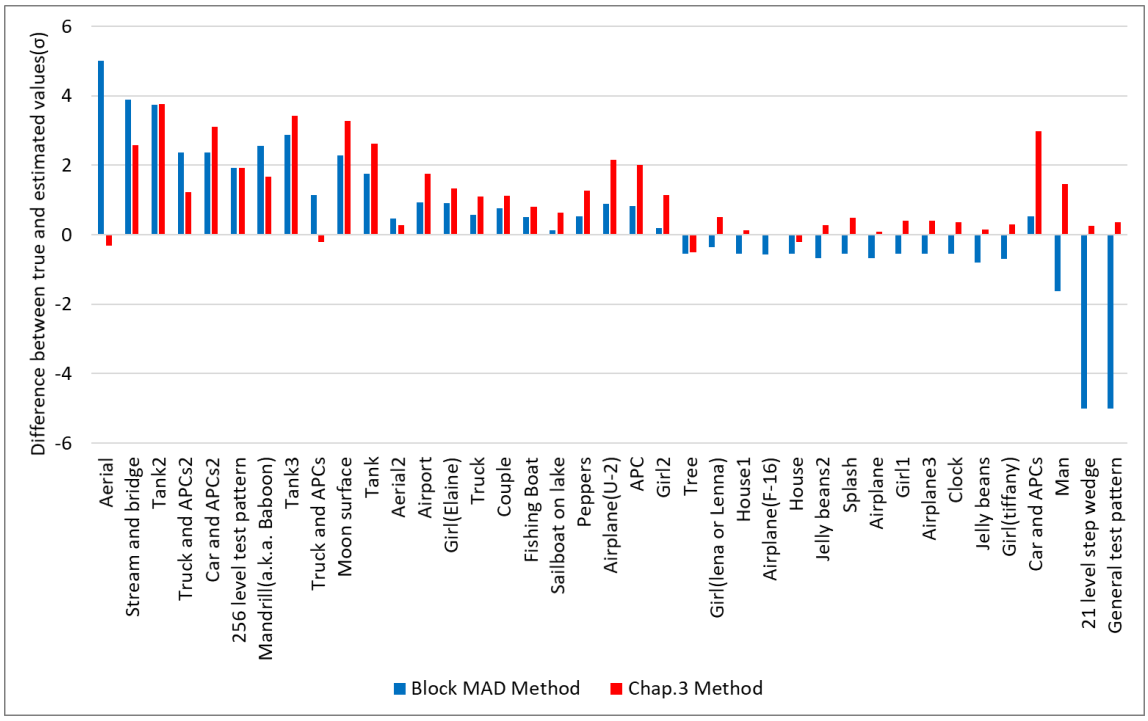


図 3.13 σ =5 における真値と推定値の差

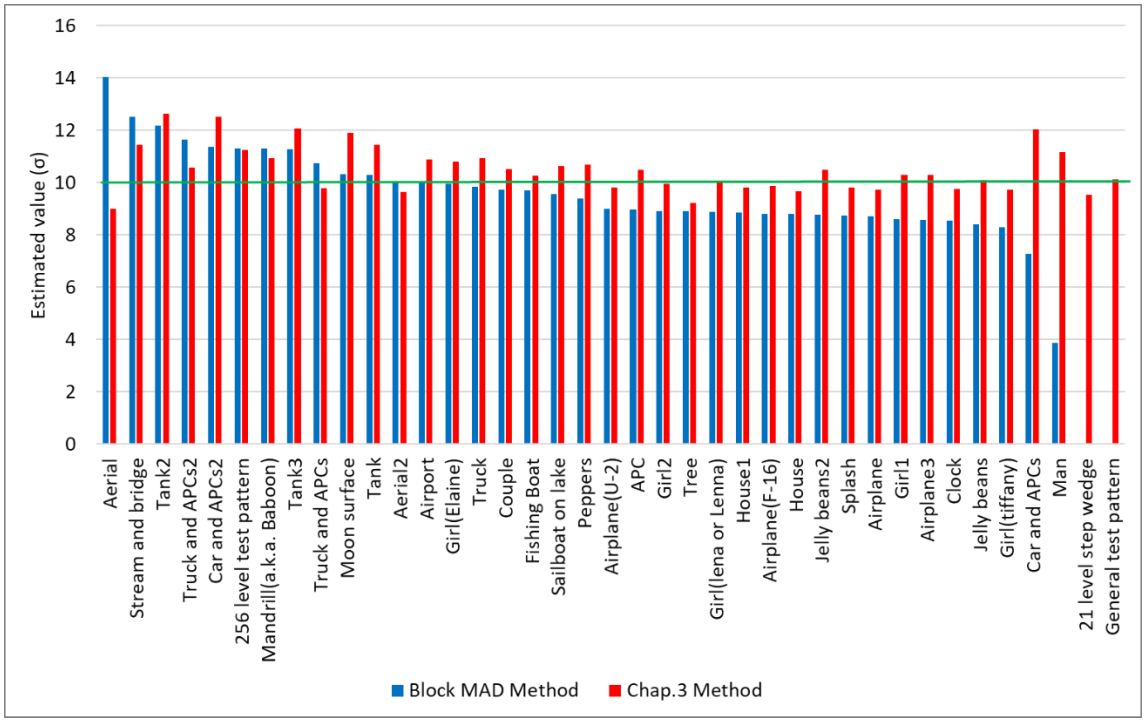


図 3.14 ブロック分割による推定法と第 3 章の推定法の推定結果の比較（σ=10）

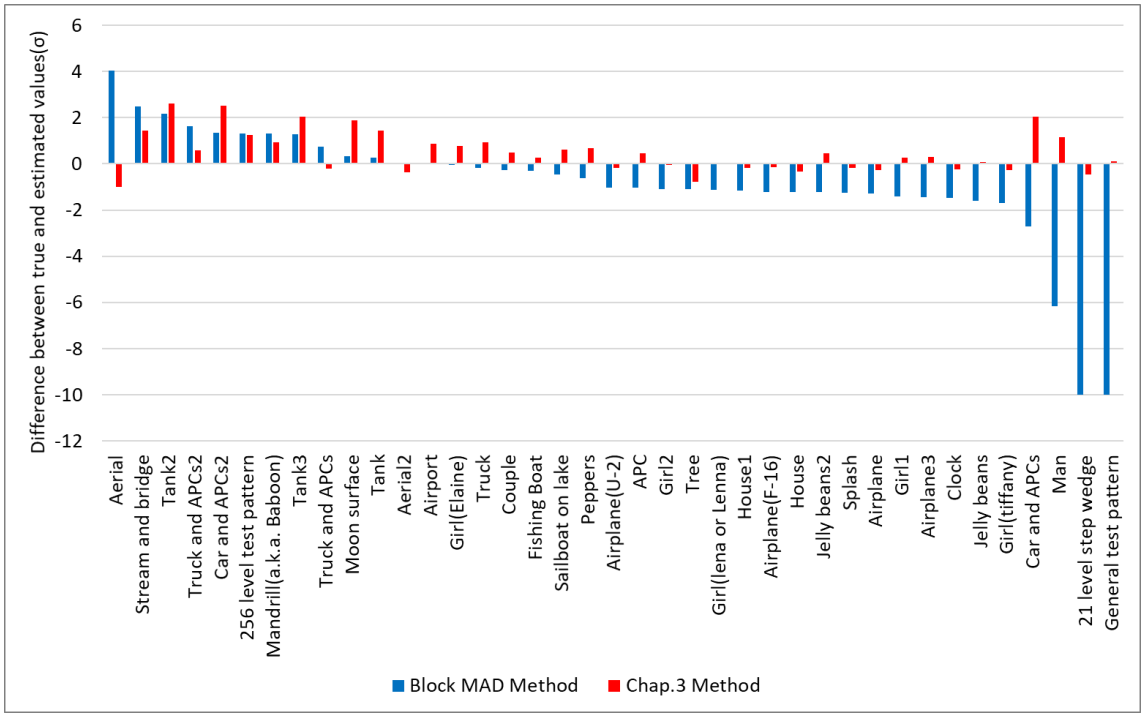


図 3.15 σ=10 における真値と推定値の差

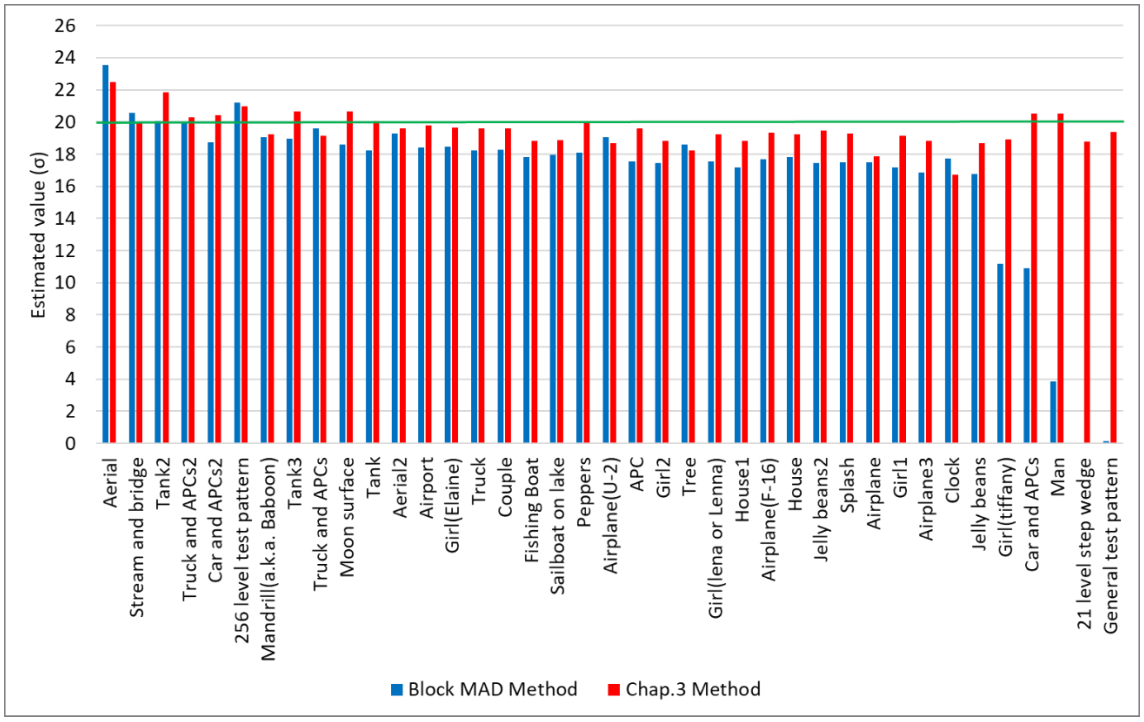


図 3.16 ブロック分割による推定法と第 3 章の推定法の推定結果の比較（σ=20）

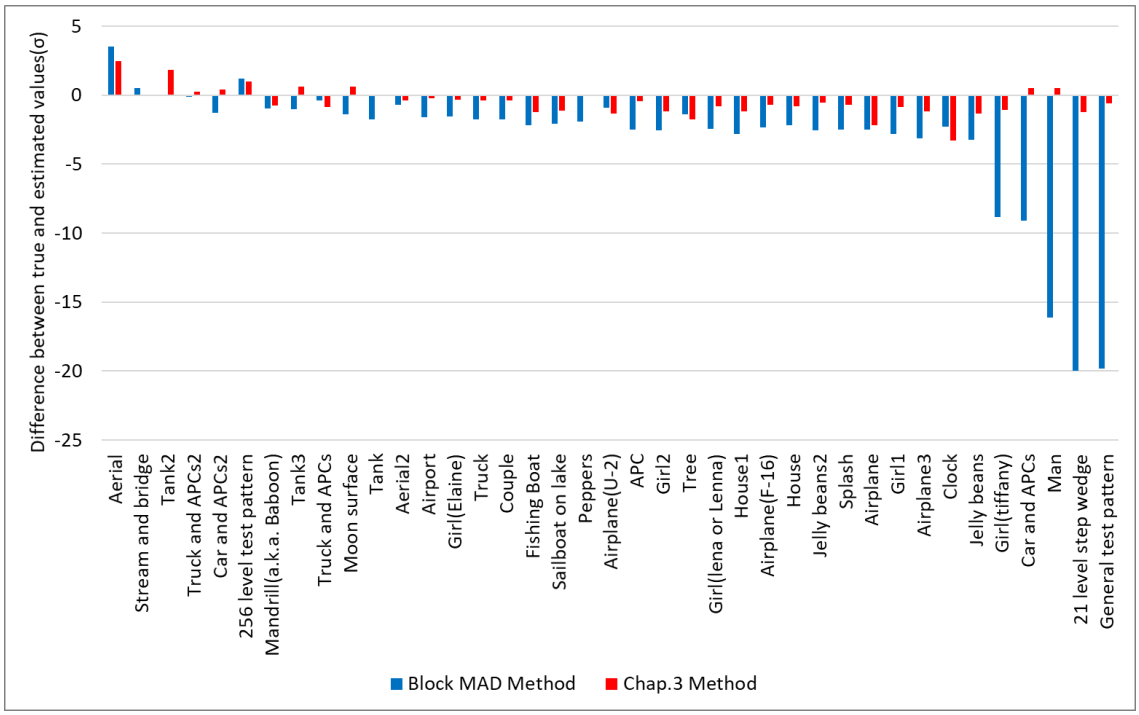


図 3.17 σ=20 における真値と推定値の差

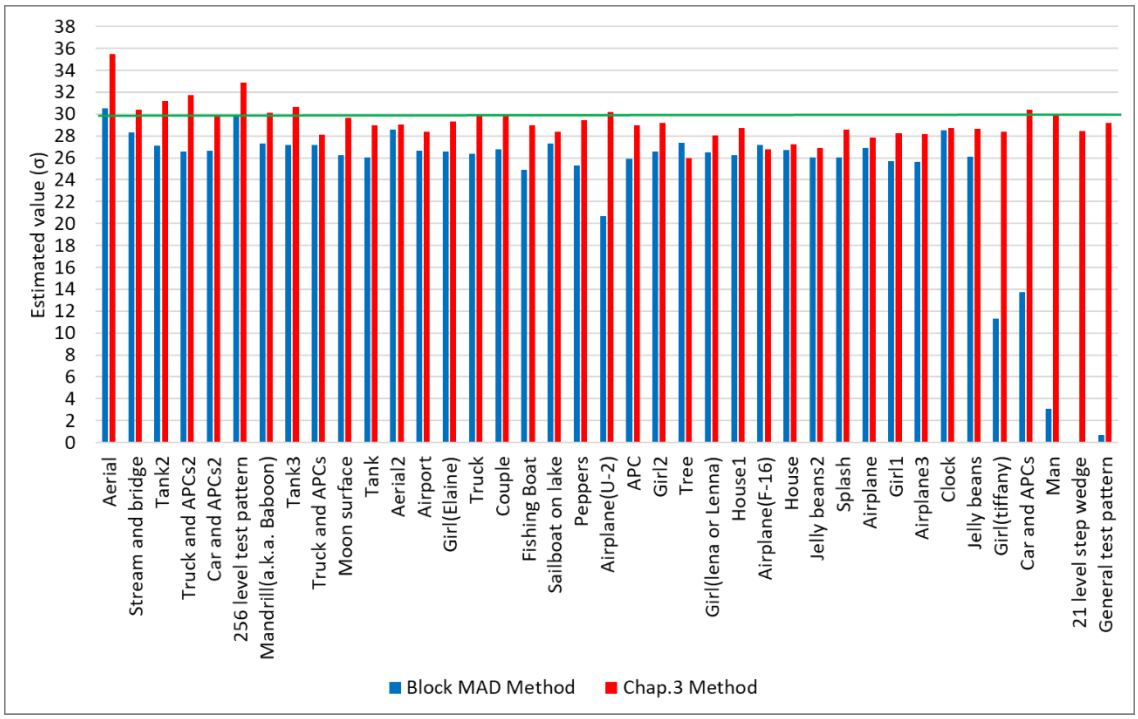


図 3.18 ブロック分割による推定法と第 3 章の推定法の推定結果の比較（σ=30）

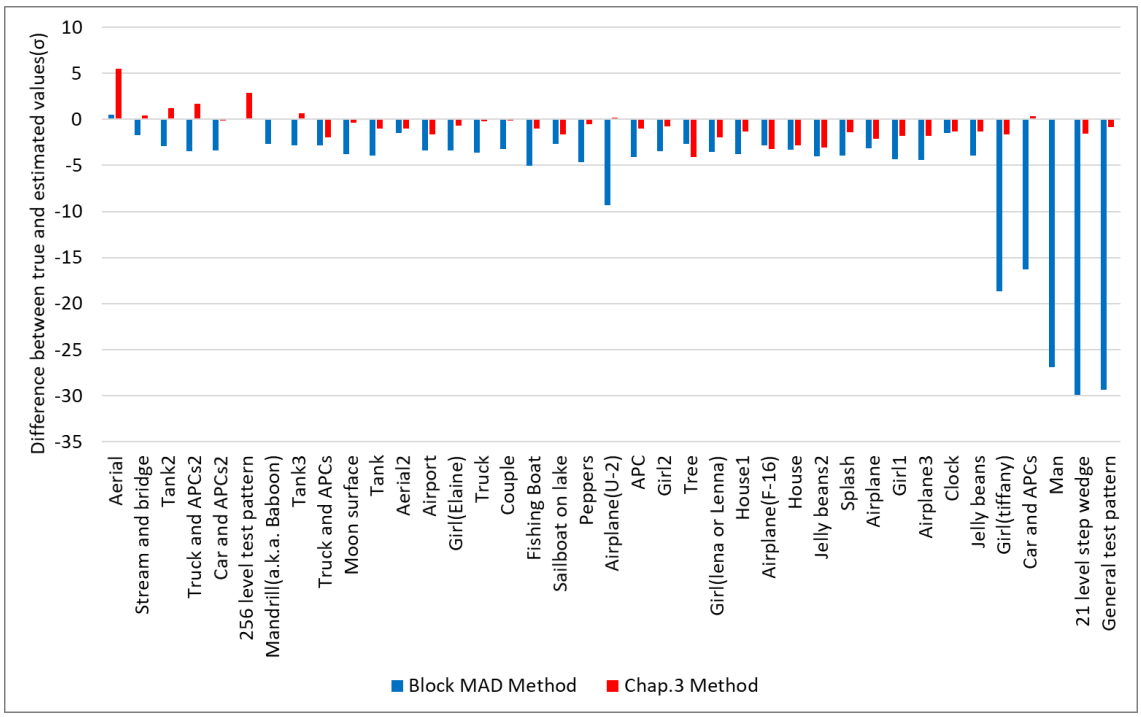


図 3.19 σ=30 における真値と推定値の差

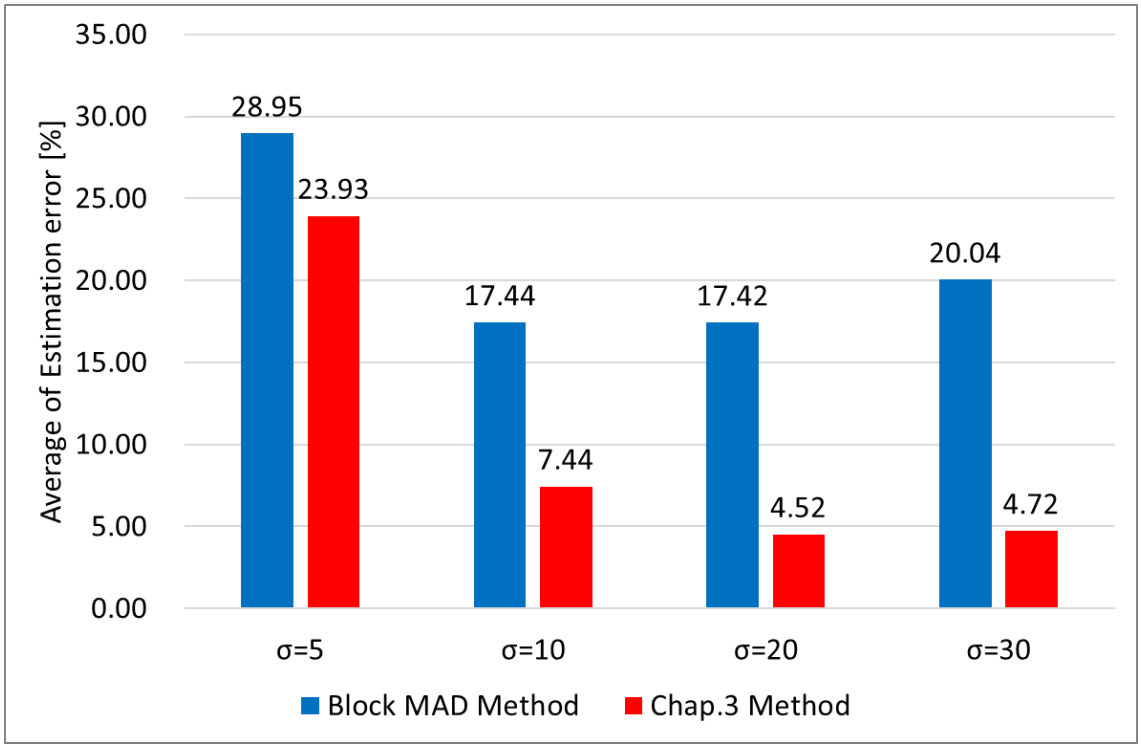


図 3.20　39 種類の画像の誤差

表 3.2 推定結果のまとめ

	σ=5		σ=10		σ=20		σ=30	
	Block MAD Method	Chap.3 Method	Block MAD Method	Chap.3 Method	Block MAD Method	Chap.3 Method	Block MAD Method	Chap.3 Method
Aerial	10.01	4.68	14.03	8.99	23.54	22.46	30.53	35.47
Stream and bridge	8.9	7.58	12.5	11.45	20.54	19.97	28.28	30.4
Tank2	8.75	8.76	12.17	12.62	20.06	21.83	27.13	31.19
Truck and APCs2	7.36	6.22	11.63	10.58	19.9	20.27	26.56	31.7
Car and APCs2	7.36	8.11	11.36	12.51	18.74	20.41	26.62	29.89
256 level test pattern	6.92	6.93	11.3	11.24	21.21	20.99	29.94	32.87
Mandrill(a.k.a. Baboon)	7.55	6.67	11.3	10.94	19.05	19.23	27.32	30.11
Tank3	7.88	8.43	11.28	12.05	18.96	20.63	27.17	30.67
Truck and APCs	6.15	4.8	10.74	9.79	19.6	19.14	27.2	28.08
Moon surface	7.29	8.28	10.32	11.88	18.6	20.63	26.26	29.65
Tank	6.75	7.63	10.28	11.44	18.23	20.04	26.04	28.98
Aerial2	5.47	5.28	10	9.63	19.29	19.62	28.56	29.02
Airport	5.93	6.75	10	10.88	18.43	19.76	26.66	28.35
Girl(Elaine)	5.92	6.34	9.96	10.78	18.45	19.65	26.59	29.34
Truck	5.58	6.11	9.83	10.92	18.22	19.62	26.37	29.78
Couple	5.77	6.13	9.73	10.5	18.26	19.6	26.8	29.85
Fishing Boat	5.52	5.8	9.7	10.27	17.81	18.8	24.92	28.96
Sailboat on lake	5.12	5.64	9.55	10.63	17.93	18.86	27.33	28.39
Peppers	5.54	6.27	9.39	10.68	18.1	19.92	25.33	29.46
Airplane(U-2)	5.9	7.15	8.98	9.82	19.07	18.68	20.7	30.17
APC	5.82	7.01	8.96	10.47	17.53	19.58	25.89	29
Girl2	5.19	6.15	8.9	9.95	17.43	18.81	26.57	29.2
Tree	4.45	4.5	8.9	9.22	18.6	18.23	27.37	25.94
Girl(lena or Lenna)	4.64	5.51	8.87	10.01	17.56	19.22	26.49	28.04
House1	4.45	5.13	8.84	9.81	17.18	18.82	26.26	28.72
Airplane(F-16)	4.43	4.99	8.78	9.85	17.68	19.32	27.2	26.79
House	4.45	4.79	8.78	9.67	17.8	19.22	26.72	27.21
Jelly beans2	4.33	5.28	8.77	10.47	17.43	19.45	26.01	26.9
Splash	4.46	5.48	8.75	9.82	17.51	19.29	26.03	28.57
Airplane	4.33	5.09	8.71	9.72	17.49	17.85	26.88	27.87
Girl1	4.45	5.4	8.59	10.28	17.18	19.16	25.71	28.21
Airplane3	4.45	5.4	8.56	10.29	16.87	18.84	25.62	28.17
Clock	4.45	5.37	8.53	9.75	17.73	16.71	28.49	28.72
Jelly beans	4.2	5.16	8.4	10.08	16.75	18.66	26.08	28.66
Girl(tiffany)	4.3	5.29	8.29	9.72	11.17	18.91	11.34	28.4
Car and APCs	5.54	7.98	7.28	12.04	10.89	20.53	13.74	30.37
Man	3.37	6.47	3.85	11.15	3.87	20.51	3.12	29.97
21 level step wedge	0	5.25	0	9.53	0	18.77	0.06	28.45
General test pattern	0	5.37	0	10.11	0.16	19.39	0.65	29.15

図 3.20 から本章で提案した推定法は従来法であるブロック分割による推定法と比べて，すべてのガウス雑音の標準偏差に対して推定精度が十分に上回っていることが分かる．本章で提案した推定法は従来法であるブロック分割による推定法と比べると$\sigma = 5$では 8%程度，$\sigma = 10$では 10%程度，$\sigma = 20$では 10%程度，$\sigma = 30$では 10%程度，推定誤差が小さくなっている．このことから，画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差が大きくなるにつれて推定誤差の低減の効果が大きくなっていることが分かる．また，ガウス雑音の標準偏差が大きい場合(主に$\sigma = 20$，30)には本章で提案した推定法における推定精度は十分であるが，ガウス雑音の標準偏差が小さい場合(主に$\sigma = 5$)における推定精度は未だ不十分である．

図 3.12，図 3.14 は$\sigma = 5$，10といったガウス雑音の影響が小さい場合の結果を示している．図 3.20 の画像全体の誤差の平均からも分かる通り，ガウス雑音の影響が小さい場合には推定誤差が大きいことが分かる．特に，$\sigma = 5$においてエッジや細部信号といった高周波数成分が多く含まれている Airplane(U-2)，APC，Car and APCs, Car and APCs2, Moonsruface，Tank， Tank2，Tank3 といった画像は，本章で提案した推定法の推定誤差自体が大きく，従来法であるブロック分割による推定法の推定誤差よりも大きくなっている．表 3.2 から$\sigma = 5$において本章で提案した推定法のガウス雑音の標準偏差の推定値は真値と比べて Airplane(U-2)では 2.51, APC では 2.01, Car and APCs では 2.98，Car and APCs2 では 3.11，Moonsurface では 0.99，Tank では 2.63，Tank2 では 3.76，Tank3 では 3.43 と過大にガウス雑音が評価されている．これらの画像に共通することは，画像全体に万遍なくエッジや細部信号といった高周波数成分が存在するため，平坦部のみで構成されるサブブロックが非常に少ない，または存在しないことである．そのためエッジや細部信号といった高周波数成分が画像中に多いにもかかわらず，式(2.7)で定義される画像性質パラメータmが小さい値となってしまうことが原因である．

図 3.16，図 3.18 は$\sigma = 20$，30といったガウス雑音の振幅が大きい場合の結果を示している．ガウス雑音の振幅が大きくなると，元の画像のエッジや細部信号といった高周波数成分と雑音の区別が明瞭になるため，ガウス雑音の標準偏差推定の画像依存性は小さくなる．このことは，図 3.16，図 3.18 の本章で提案した推定法の推定結果が 39 種類の画像に対してほぼフラットであることからも分かる．

また，画像 21 level step wedge や General test pattern において従来法であるブロック分割による推定法ではガウス雑音の標準偏差の推定値が極端に小さくなっている．これは，従来法であるブロック分割による推定法の問題点として指摘した画素値が 0 または 255 のクリッピングの影響であると考えられる．本章で提案した推定法ではサブブロックを排除することでこの問題を解決しており，どのガウス雑音の標準偏差においても推定精度の向上が見られる．

今回使用した画像のサイズは 256×256，512×512，1024×1024 と複数の画像サイズを用いて実験しており，画像サイズによってガウス雑音の標準偏差の推定精度が大きく変化するなどは見られなかった．したがって，補正係数βの制御に必要なb_{00}からb_{11}のパラメータ導出において使用した画像サイズと異なる画像サイズの画像に本章で提案した推定法を適用した場合でもパラメータを変更すること無く安定してガウス雑音を推定することができると考えられる．また，

画像サイズによって影響を受けるパラメータとしてサブブロックの分割サイズが考えられるが，画像の内容が同じ場合を想定すると画像サイズが大きくなった場合には 16×16 のサブブロックは画像全体に対して相対的に小さくなるため平坦部であるサブブロックが生成しやすくなり，結果として画像のエッジや細部信号の影響を受けづらくなり推定精度は安定すると言える．よって，本章で提案した推定法は画像のサイズに依存すること無くガウス雑音を推定することが可能である．

また，本章で提案した推定法における雑音推定の再現性の検証のために，異なるガウス雑音が重畳した画像に対して本章で提案した推定法の推定結果を複数サンプル取得したものを$\sigma = 5$，10，20，30のそれぞれを図 3.21，図 3.22，図 3.23，図 3.24 に箱ひげ図[3]にて示す．なお，データ取得にあたってデータの取得サンプルサイズは 100 としており，これは式(3.6)から算出することができる [48] [49].

$$n = \left(\frac{1.96 \times \sigma}{\delta}\right)^2 \tag{3.6}$$

式(3.6)において，nはサンプルサイズ，1.96 は信頼係数を 95%に設定したときの係数，σは標本データから算出する標準偏差，δは許容できる誤差を表す．サンプルサイズの妥当性として，事前に取得した雑音推定値のばらつきのデータにおいて，ばらつきが大きかったもので標準偏差が約 0.5 であった．今回許容できる誤差を 0.1 とすると式(3.6)からサンプルサイズは約 96 となるため，サンプルサイズを 100 とすることは妥当であると言える．

それぞれの結果からばらつきを評価するに当たり主観的に定めた重畳するガウス雑音の標準偏差の 10%以内の範囲で見ると，すべての画像において四分位範囲においては 10%の誤差に収まっている．特に平坦部が多い画像においては最大値と最小値もこの 10%の範囲に収まっている．図 3.22 から$\sigma = 10$における画像ごとの推定結果のばらつきを確認すると，Aerial，Girl2，Moonsurface，Tree において四分位範囲が他の画像と比べて大きい．Aerial は特にエッジや細部信号が多く含まれている画像であるため，ガウス雑音の重畳による元の画像信号の変化による影響が大きいと考えられる．Girl2 は一見すると平坦部が多く含まれる画像であるが，図 3.25 に示すように平坦部における輝度値に変動が見られる．また，図 3.12 から$\sigma = 5$における従来法であるブロック分割による推定法のガウス雑音の標準偏差の推定結果を見ると平坦部が多く含まれる画像（Girl1，Jellybeans など）と比較して標準偏差が高く算出されており，元の画像の平坦部と思われる場所には細部信号が含まれていると言える．したがって，Aerial と同様に雑音の推定値のばらつきが発生したと考えられる．当然ながら，重畳するガウス雑音が大きくなるにつれて四分位範囲が大きくなることが分かる．

---

[3] 箱ひげ図はデータのばらつきを表現したものであり，箱は 25%から 75%の範囲（四分位範囲）を表し，ひげは最大値と最小値を表す．その他，外れ値も存在する．

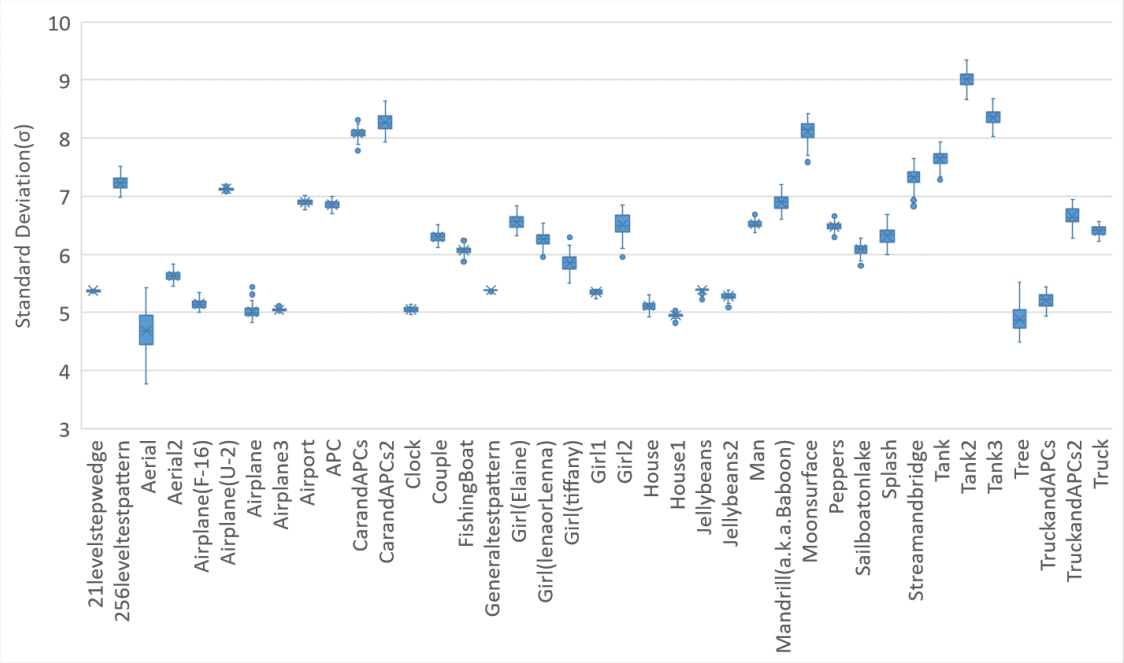


図 3.21 第 3 章の推定法の再現性（σ =5）

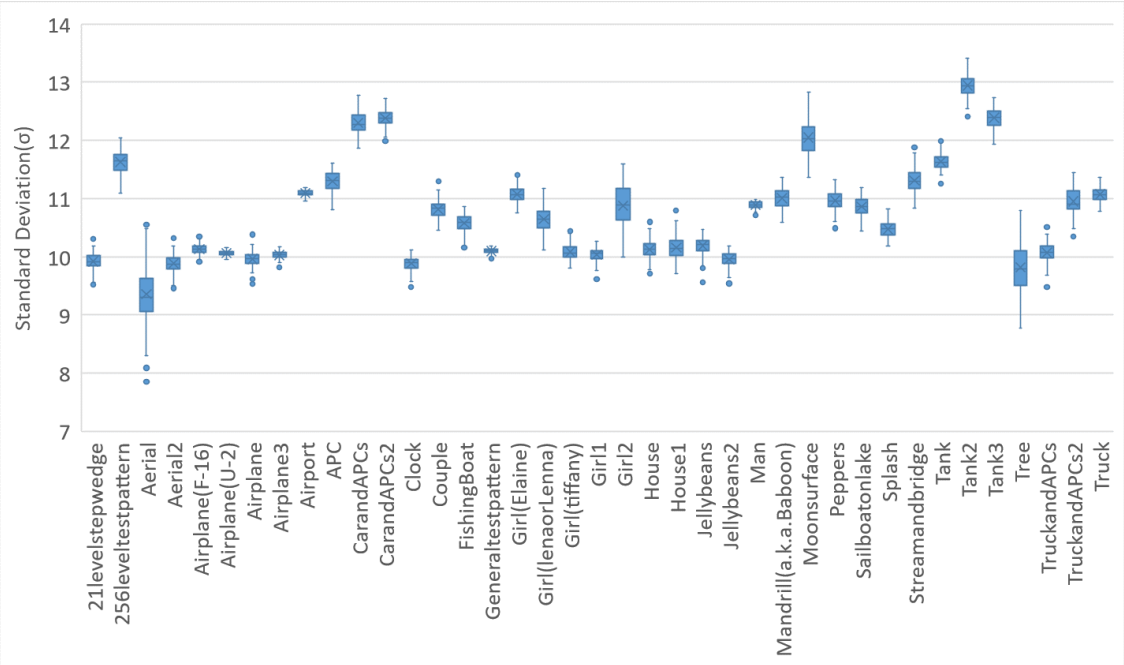


図 3.22 第 3 章の推定法の再現性（σ =10）

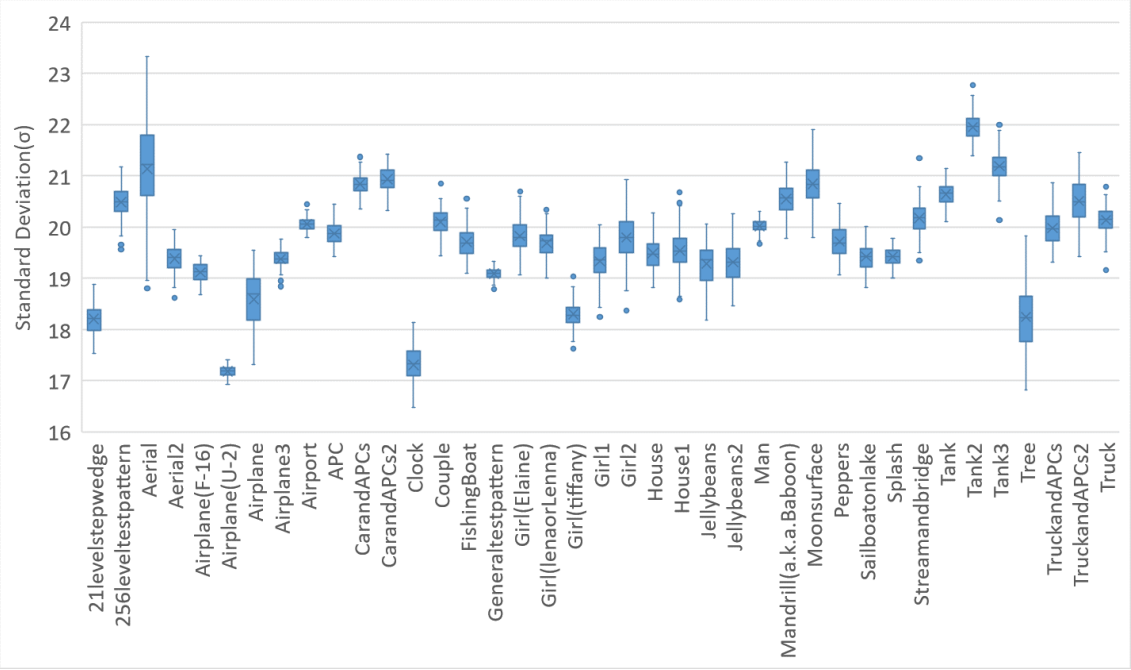


図 3.23　第 3 章の推定法の再現性（σ =20）

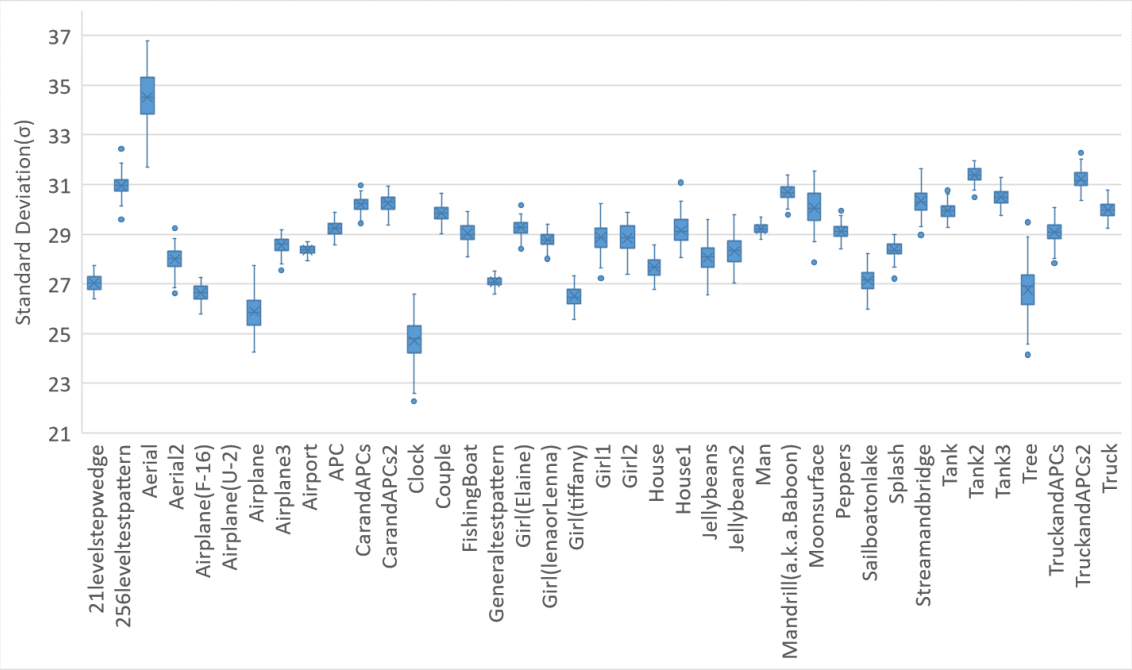


図 3.24　第 3 章の推定法の再現性（σ =30）

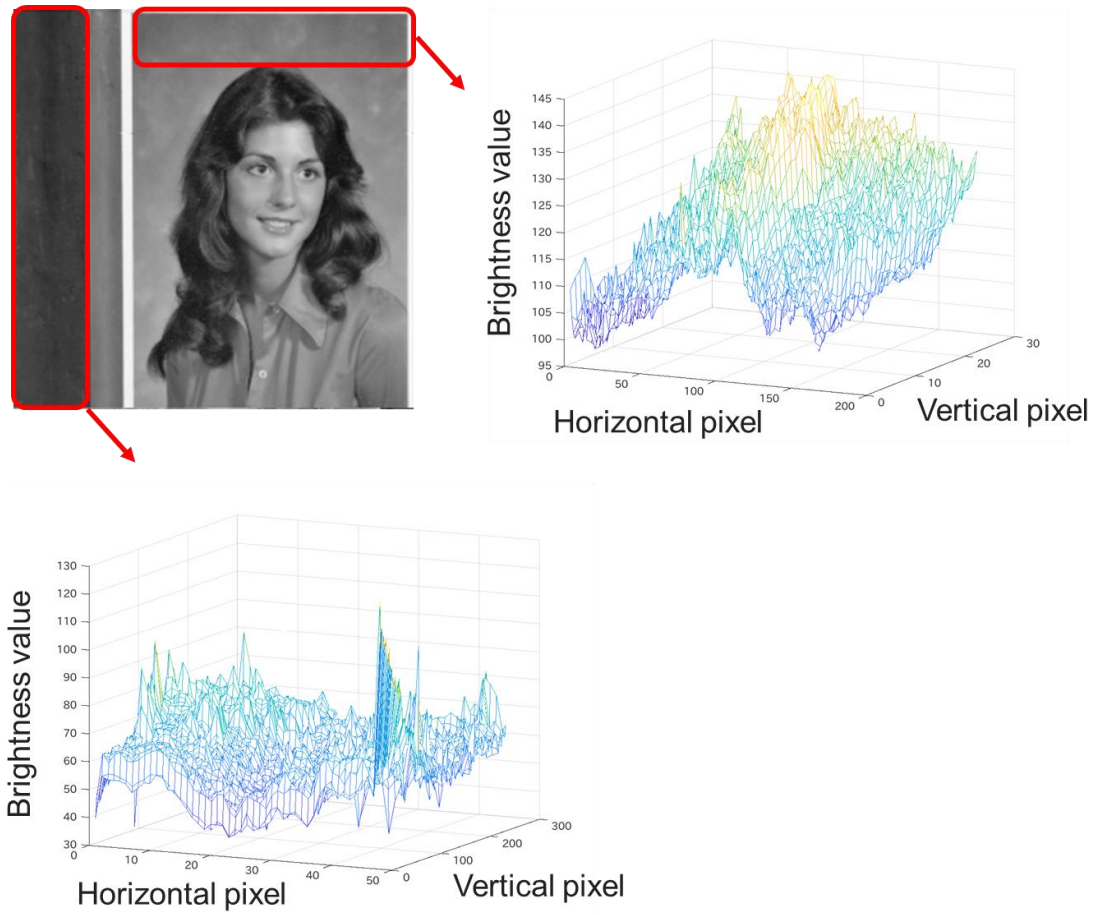


図 3.25　Girl2 の平坦部の輝度値の変化

以上より，画像の性質を推定しその性質から画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差を従来法であるブロック分割による推定法に比べて精度良く推定できることが確認できた.

3.4 まとめ

本章ではガウス雑音で劣化した画像からその雑音の標準偏差を推定する方法として，第 2 章で提案したブロック分割を用いた補正による推定法を拡張し，補正係数βの新たな制御方法と暗い・明るい画像において雑音推定に悪影響を及ぼすサブブロックの排除方法を提案した．本章で提案した推定法では重畳雑音の標準偏差の値に依存せず，従来法であるブロック分割による推定法に対して精度の良い推定法となることが確認できた．そして従来法であるブロック分割による推定法との比較において，総じて 5%程度の推定誤差の低減を図った．特に暗い画像における標準偏差の推定誤差の低減を実現した．

しかしながら，重畳雑音の標準偏差が小さい（$\sigma = 5$ 以下）場合では，画像全体にエッジや細部信号が存在する一部の画像に対して十分な精度の推定結果を導くに至っていない．画像全体に細部信号が存在する画像において高 SN 比である場合に対する推定精度向上は第 4 章にて提案する．

第 4 章
低レベルガウス雑音における推定法

4 低レベルガウス雑音における推定法

4.1 緒言

イメージセンサで画像を取得する際，暗電流や熱または電子回路の影響によりガウス雑音が重畳する [40]．ガウス雑音が重畳している画像は画質に対して悪影響を与えるため，ガウス雑音を効果的に除去する方法が種々提案されている [37] [50]．画像に重畳しているガウス雑音を効果的に除去するためには重畳している雑音の標準偏差の推定が必要である [28] [29] [36] [51]．ガウス雑音が重畳した画像からガウス雑音の標準偏差を指定する方法としては Liu らの PCA に基づいた方法 [36]や第 3 章の画像の変化成分に基づく推定法が存在する．Liu らの方法 [36]は繰り返し処理を用いているためその推定精度は良いものの，計算量が多いという問題がある．第 3 章の推定法は画像をブロック毎に分割し，平坦部であると考えられるブロック部のガウス雑音の標準偏差をロバスト推定で用いられる MAD (Median Absolute Deviation) に基づく方法で推定している．雑音除去に用いられるウィナーフィルタに限らずデータ依存型のフィルタや SURE 法などでは画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差が既知であることが前提となっているため [51]，画像に重畳する雑音を精度良く推定することは適切なフィルタ係数を得るためにも必要となる．しかしながら，第 3 章の推定法は画像に重畳したガウス雑音の標準偏差が 10 以上であれば精度良く推定できるものの，重畳しているガウス雑音が 10 未満の場合（以下「低レベルガウス雑音」と定義）には画像の種類によってはその精度は好ましいものとは言えない場合がある．これは画像が非定常な信号の集合であり，平坦部であると考えられるブロックにエッジや細部信号が存在しているため，雑音成分と分離できないことが原因であろうと考えられる．そこで，文献 [52]においてガウス雑音が 10 未満の場合でも精度よく推定する方法を提案されている．この文献 [52]の方法は低レベルガウス雑音重畳画像に対して雑音除去フィルタを画像に対して一律的に施し，雑音重畳画像との差分によって低レベルガウス雑音を推定するものである．文献 [52]の方法は多くの画像で推定精度の改善が見られるものの，エッジや細部信号が多い画像においてその推定誤差はエッジや細部信号が少ない画像と比べて大きく，この推定誤差を小さくすることが望まれる．

本章では文献 [52]の方法を拡張することで低レベルガウス雑音において精度よくガウス雑音の標準偏差を推定する方法を提案する．提案する推定法では画像に含まれるエッジや細部信号の含有量によって 2 種類の推定方法をファジー集合 [53]を用いて切り替える．推定方法は（1）雑音除去フィルタを用いた手法（文献 [52]の手法）と今回新たに提案する（2）ガウス雑音の加法性に着目した手法である．(1) の雑音除去フィルタを用いた手法は低レベルガウス雑音重畳画像に対して雑音除去フィルタを適用した後，第 3 章の推定法を用いて標準偏差を推定する．この標準偏差は画像本来が持つエッジや細部信号を含んだ標準偏差といえる．低レベルガウス雑音が重畳している画像も同じように第 3 章の推定法で標準偏差を推定し，これらの差分を取ることで画像に重畳したガウス雑音の標準偏差を算出できると考えられる．また，(2) のガウス雑音

の加法性に着目した手法は第 3 章の推定法おいて高レベルガウス雑音が画像に重畳していた際，元の画像の種類や性質の依存性が相対的に小さくなることを利用する．そこで，既知のガウス雑音を低レベルガウス雑音重畳画像に対してさらに重畳させることで画像を高レベルガウス雑音状態とし，その後第 3 章の推定法よる標準偏差の推定値から近似値を求めることができると考えられる．以上の二つの方法を画像の性質によって切り替えることで画像の性質に合った雑音推定方法を選択し，重畳している低レベルガウス雑音の標準偏差の推定精度を向上させることを試みる．

本章では低レベルガウス雑音である$\sigma = 10$未満の低レベルガウス雑音が重畳した画像に対して第 3 章の推定法と本章で提案する低レベルガウス雑音における推定法を適用し，種々の画像を用いて評価を行うことで有効性を明らかにする．

4.2 低レベルガウス雑音におけるガウス雑音の標準偏差の推定

本章では低レベルガウス雑音の標準偏差の推定方法を提案する．本章で提案する低レベルガウス雑音における推定法では低レベルガウス雑音かつエッジや細部信号が少ない画像の場合は 4.2.2 で示す雑音除去フィルタを用いた推定方法 [52]を適用し，低レベルガウス雑音かつエッジや細部信号が多い画像は 4.2.3 で示すガウス雑音の再重畳による推定方法を適用することを考える．これは文献 [52]ではエッジや細部信号が比較的少ない画像に対して有効的であることが示されており，本章においてエッジや細部信号が多い画像に対して式(4.1)に示す関係式によって新たなる方法を試みる．

$$\hat{\sigma}^{**} = \omega\sqrt{\widehat{N}_{f_{var}}} + (1-\omega)\sqrt{\widehat{N}_{g_{var}}} \tag{4.1}$$

ここで$\hat{\sigma}^{**}$は求めるべき低レベルガウス雑音の標準偏差の推定値であり，$\sqrt{\widehat{N}_{f_var}}$は 4.2.2 で示す方法で求められる雑音の標準偏差の推定値を，$\sqrt{\widehat{N}_{g_var}}$は 4.2.3 で示す方法で求められる雑音の標準偏差の推定値である．また，係数ωは2つの雑音の推定値をクリスプ的に選択するのではなく，4.2.1 で示す画像中のエッジや細部信号の性質に合わせて適切な係数を与える．これは，画像信号は非定常的な信号で形成されているため，クリスプ的に厳密に決めるよりも感覚的に表現した方がなじむと考えられるためである．そこで係数ωは図 4.1 に示すファジー集合 [53]を用い，パラメータ tha と thb をチューニングすることで画像のエッジや細部信号の含有量の状態に合わせて適切な係数を与えることが可能と考える．なお，図 4.1 において$\widehat{N}_{f_{var}}$は 4.2.2 における雑音除去フィルタを用いた推定方法による推定値であり，$\widehat{N}_{g_var}$は 4.2.3 におけるガウス雑音の再重畳による推定方法による推定値である．よって，本章ではエッジや細部信号の含有量の算出方法および新たなる雑音推定法などについて述べる．

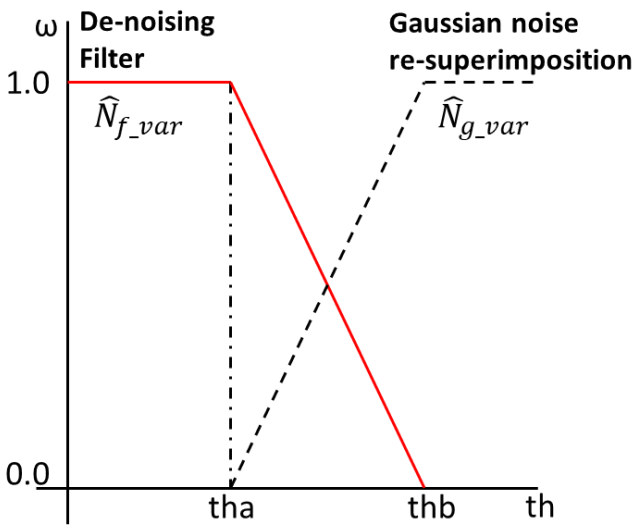


図 4.1 ファジー集合

4.2.1 画像中のエッジや細部信号の含有量の推定

画像のエッジや細部信号といった信号形状を評価するための観測量である局所統計量の形状情報が文献 [25]において式(4.2)および式(4.3)で定義されている．

$$K(i,j) = \frac{\sigma^2(i,j)}{\sigma^2(i,j) + {\sigma_n}^2} \tag{4.2}$$

$$\sigma^2(i,j) = \begin{cases} Var(i,j) - {\sigma_n}^2 & ; If\ Var(i,j) > {\sigma_n}^2 \\ 0 & ; otherwise \end{cases} \tag{4.3}$$

式(4.2)において，$Var(i,j)$は処理点近傍の窓内の画素値の分散を示し，${\sigma_n}^2$は画像に重畳するガウス雑音の分散を示している．形状情報$K(i,j)$が小さければ平坦部，大きければエッジや細部信号を示す．ただし，式(4.3)に示すようにこの形状情報は窓内の画素値の分散が画像に重畳するガウス雑音の分散の大きさ以上でなければ 0 となるため，予め画像に重畳するガウス雑音の分散${\sigma_n}^2$が分かっている前提となる．したがって，本章ではこの形状情報を用いることは困難であるため，より簡便な方法でエッジや細部信号の含有量を測定する方法が求められる．

そこで，本章では低レベルガウス雑音におけるエッジや細部信号の含有量の推定は以下のステップで行う．

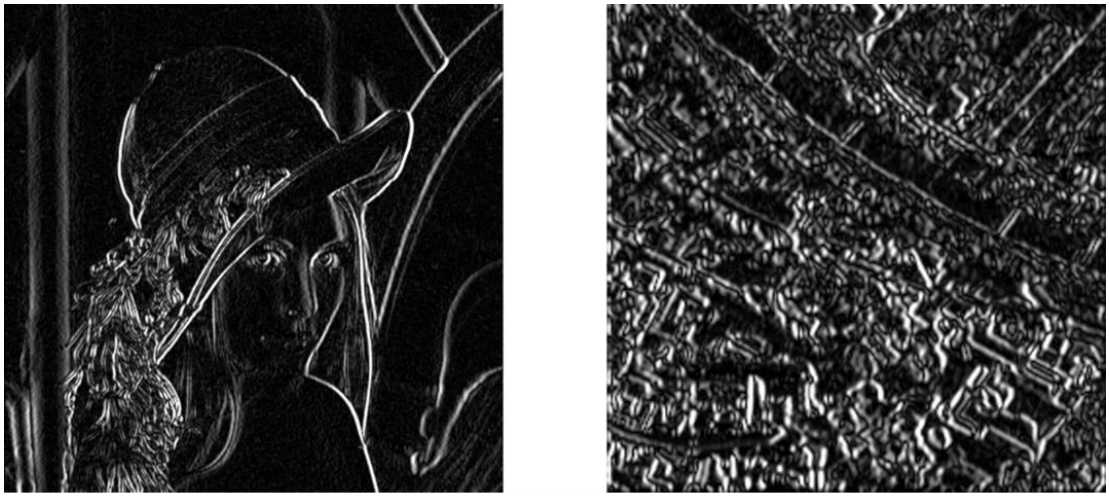
① 画像に対し Prewitt フィルタを施し，エッジを抽出する．Prewitt フィルタは水平成分と垂直成分の二乗和平方根をとったものを使用する．

② エッジ画像に対して第 2 章と同様に 16×16 のサブブロックに分割する．

③ エッジ画像のサブブロック毎に画素値の合計を算出し，個々のサブブロックにおいてエッジ量が最小のサブブロックから全サブブロックのn%のサブブロックを選択する．

④ ③にて選択したサブブロックの画素値の平均を算出する．この画素値の平均値をエッジや細部信号の含有量 th とする．

図 4.2 は①によって得られたエッジ抽出画像の例である．図 4.2(a) は平坦部が多い画像の例であり，図 4.2(b) はエッジや細部信号が多い画像の例である．エッジ画像を取得することで明らかにエッジが多い画像を選抜することが可能であることが分かる．また，エッジ抽出フィルタとして Prewitt フィルタと Sobel フィルタとの比較を行ったが，算出されるエッジや細部信号の含有量 th の値に違いはあるものの，画像ごとに算出される値の特徴に変化は見られず，ファジー集合のパラメータチューニングによってその違いが吸収されてしまう．よって今回はより簡便な方法である Prewitt フィルタを採用した．なお Prewitt フィルタは微分フィルタより雑音の影響が抑えられ，かつ，滑らかなエッジを得ることができるため，画像中のエッジや細部信号の評価に最適である [54].



(a)LENNA　　(b)Aerial

図 4.2　エッジ抽出画像

③では②のエッジ画像からエッジ量が最小のサブブロックから順にサブブロックの選択を行う．図 4.3 に$\sigma = 5$のガウス雑音が重畳した図 4.4 に示す各画像に対してサブブロックを選択する割合であるnを 2.5%，5%，7.5%，10%，15%，20%と変更したときのエッジや細部信号の含有量 th の変化を示す.

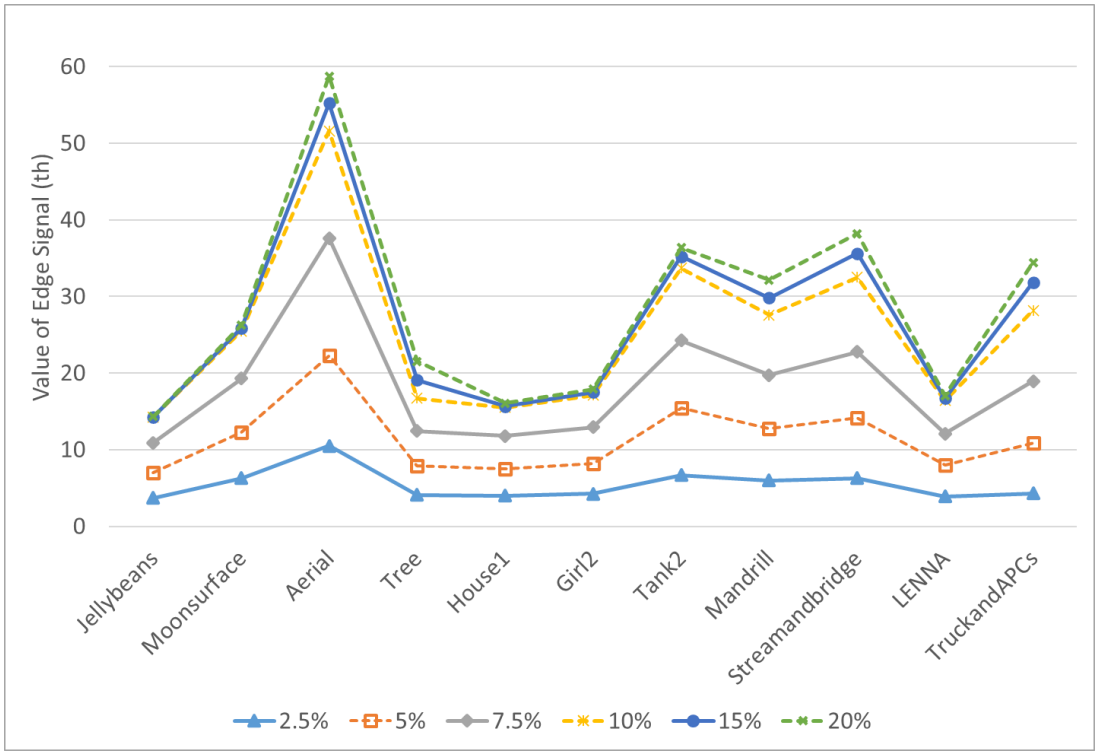


図 4.3 サブブロック選択数による th の違い

Jellybeans
Moonsurface
Aerial
Tree
house1
Girl2
Tank2
Mandrill
Stream and Bridge
LENNA
Car and APCs

図 4.4　11 種類の画像

図 4.3 からサブブロックを選択する割合が 10%から 20%まではエッジや細部信号の含有量 th に変化があまり見られないことが分かる．また，第 3 章の画像の変化成分に基づいた推定法における標準偏差の推定値が過大に評価されている画像は，Moonsurface，Aerial，Tank2，Mandrill，Stream and Bridge，Car and APCs となっている．エッジや細部信号の含有量 th は細部信号やエッジの多少によってその大小が決まる指標であるため，それらの細部信号が多い画像と平坦部の多い画像を画素値の平均によって分別したい．しかしながら，図 4.3 が示す通りサブブロックを選択する割合nを 20%や 30%に設定すると tree のような平坦部が多く存在するような画像もエッジや細部信号の含有量 th が大きくなり細部信号が多い画像であると分別されうる．したがって，nは 10%が最適であると考えられるが，ファジー集合のパラメータ tha および thb のチューニングを行う際にサブブロック選択による違いを比較し，最適なサブブロックの選択数を明らかにする．また，エッジや細部信号の含有量 th は重畳しているガウス雑音の大きさによって同じ画像であっても異なる．したがって，画像に重畳しているガウス雑音の大きさに応じてファジー集合のパラメータ tha および thb を変化させることが望ましいと考えられる．しかしながら，画像に重畳しているガウス雑音は未知であり，第 3 章の画像の変化成分に基づいた推定法における低レベルガウス雑音の推定精度は低いためガウス雑音の大きさに応じてパラメータ tha と thb を変化させることは難しい．したがって，ガウス雑音の大きさによるエッジや細部信号の含有量 th の変化を考慮したファジー集合のパラメータ tha および thb のチューニングを行う．

以上が低レベルガウス雑音におけるエッジや細部信号の含有量の推定の詳細である．なお本論文に示している標準画像は画像処理の分野において比較検討で良く用いられている画像であり，他の自然画像でも同様にサブブロック選択数およびエッジや細部信号の含有量 th は妥当性があるものと考える．また，予備実験として$\sigma = 5$のガウス雑音が重畳した図 4.4 のテクスチャー的な画像である Aerial を除く 10 種類の画像に対して式(4.2)の形状情報と提案したエッジや細部信号の含有量の推定値の相関係数が 0.95 であることを確認している．したがって，低レベルガウス雑音におけるエッジや細部信号の含有量の推定は十分に信頼できるものであると考えられる．

本章で提案する推定法ではエッジや細部信号が多い画像であると判別されなかった場合には 4.2.2 の雑音除去フィルタを用いた推定方法の重みを優先するよう係数ωは 1.0 に近づき，また，エッジや細部信号が多い画像であると判別された場合には 4.2.3 のガウス雑音の再重畳による推定方法の重みを優先するよう係数ωは 0 に近づくことになる．

4.2.2 雑音除去フィルタを用いた推定方法 [52]

文献 [52]では雑音除去フィルタを施した画像と元の雑音重畳画像との差分を用いることで低レベルガウス雑音の標準偏差の推定方法を提案している．具体的にはガウス雑音が重畳していない原画像をI，重畳するガウス雑音をN，ガウス雑音重畳画像Xとすると，Xの分散を式(4.4)のような関係式で表すことができる．

$$\sigma^2(X) = \sigma^2(I) + \sigma^2(N) \tag{4.4}$$

ただし，$\sigma^2(\cdot)$は通常の分散である．式(4.4)において，Xに対して雑音除去フィルタを適用すると近似的にIを取得することができる．つまり，Xに雑音除去フィルタを適用した画像をX'とすると，$\sigma^2(X')$は限りなく$\sigma^2(I)$に近づく．以上よりガウス雑音の分散$\sigma^2(N)$は式(4.5)によって推定することができる．

$$\sigma^2(N) = \sigma^2(X) - \sigma^2(X') \tag{4.5}$$

式(4.5)でも十分にガウス雑音の分散の推定を行うことができるが，より正確に推定するためには式(2.5)を用いたほうが良い．したがって，式(2.5)を用いて雑音の分散を推定した結果を用いてガウス雑音の分散$\widehat{N}_{f_var}$を式(4.6)によって推定する．

$$\widehat{N}_{f_{var}} = \left(\hat{\sigma}_5(X)\right)^2 - \left(\hat{\sigma}_5(X')\right)^2 \tag{4.6}$$

なお式(4.6)からわかる通り，ここではサブブロックを選択する割合を 5%として標準偏差を推定している．以上が雑音除去フィルタを用いた推定方法である．

本手法において雑音除去フィルタの選択は重要である．バイラテラルフィルタやウィナーフィルタやデータ依存型フィルタ等を使用する場合は計算量が多い問題や画像に重畳するガウス雑音の標準偏差等をパラメータとして使用するため，画像に重畳するガウス雑音を推定するために採用するのは不適切であると考えられる．また，計算量が少ないεフィルタの採用も考えられるが，εの最適なパラメータ設定が必要となる問題がある．そこで，本章では計算コストが少なくかつある程度エッジや細部信号が保存される簡易なフィルタとしてガウシアンフィルタを実験的に用いる．このとき窓幅のサイズが問題となるが，今回は 3×3 のものを用いることにする．その理由として，$\sigma = 5$のガウス雑音が重畳された図 4.4 の 11 種類の画像に対して窓幅 3×3，5×5，7×7 の平均値フィルタおよびガウシアンフィルタを用いて予備実験を行った結果，3×3 のガウシアンフィルタが全体の平均値が$\sigma = 5$に近く，かつその分散が一番小さかったためである．

4.2.3 ガウス雑音の再重畳による推定方法

互いに独立する 2 つの確率変数X_1, X_2がそれぞれ$N(\mu_1, {\sigma_1}^2), N(\mu_2, {\sigma_2}^2)$に従うとき，それらの確率変数の和$X_1 + X_2$は$N(\mu_1 + \mu_2, {\sigma_1}^2 + {\sigma_2}^2)$に従うことが正規分布の加法性により知られている[55]．ただし，$N(\mu, \sigma^2)$は平均がμ，分散がσ^2の正規分布である．ここで，$X_1 + X_2$が従う正規分布はより大きい分散${\sigma_1}^2 + {\sigma_2}^2$を持つことに注目すれば，たとえ$X_1$の分散${\sigma_1}^2$が小さくとも大きい分散${\sigma_2}^2$を持つ$X_2$を足し合わせることにより大きな分散を持つ正規分布を得ることができる．ガウス雑音は平均値 0 の正規分布に基づいて画像に重畳している雑音であるため，未知の低レベル

ガウス雑音($\sigma_1{}^2$)が重畳した画像に対して既知の高レベルガウス雑音($\sigma_2{}^2$)を重畳させることで，元の信号の分散の和に従う高レベルガウス雑音($\sigma_1{}^2+\sigma_2{}^2$)が重畳した画像を作成することが可能となる．第 3 章で述べたように分散が大きい画像であれば細部信号が多い画像でも推定精度は高い．したがって，低レベルガウス雑音に高レベルガウス雑音を重畳させて作成した高レベルガウス雑音の分散推定を行い、推定した分散から既知の分散を求めてその回帰直線の切片を算出することにより低レベルガウス雑音においても良好な推定精度が得られると考えられる．

そこで本章では正規分布の加法性と第 3 章の推定法における高レベルガウス雑音重畳画像の推定精度に着目した方法を提案する．なお，対象とするのは$\sigma=10$未満の低レベルガウス雑音が重畳する画像とする．提案する方法では本来の推定したいガウス雑音の標準偏差を以下のように推定する．

まず，低レベルガウス雑音σ_X^2が重畳した画像Xに対して分散$\sigma^2=100$，400，900 ($S^2=\{100,400,900\}$)のガウス雑音N_{σ^2}をそれぞれ重畳させ，式(4.7)に示す 3 枚の高レベルガウス雑音重畳画像Y_{σ^2}を作成する．

$$Y_{\sigma^2}=X+N_{\sigma^2}\ (\sigma^2\in S^2) \tag{4.7}$$

次に，それぞれの画像に対して第 3 章の推定法によって式(4.8)のガウス雑音の分散を推定する．なお，ここでは式(4.5)と同様にサブブロックを選択する割合を 5%とし，$\hat{\sigma}_5$を用いる．

$$\left((\hat{\sigma}_5(Y_{\sigma^2})\right)^2\ (\sigma^2\in\Sigma) \tag{4.8}$$

式(4.8)において，分散値はσ_X^2とσ^2によるものであり，正規分布の加法性から式(4.9)に示す関係が成り立つ．

$$\left((\hat{\sigma}_5(Y_{\sigma^2})\right)^2=\sigma_X^2+\sigma^2 \tag{4.9}$$

式(4.1)に従えば，分散ではなく標準偏差$\sqrt{\hat{\mathrm{N}}_{g_var}}$を求めれば良いため，$\left(\sigma,\hat{\sigma}_5(Y_{\sigma^2})\right)$の組($\sigma=10,20,30$)から最小二乗法の線形回帰式$\hat{\sigma}_5(Y_{\sigma^2})=\hat{a}\sigma+\hat{b}$を求めれば図 4.5 に示すように$\sigma$と$\hat{\sigma}_5(Y_{\sigma^2})$の関係を求めることができる．線形回帰式の σ =0 のときの点，つまり$\hat{b}$を求めれば式(4.9)により$\sqrt{\left(\hat{\sigma}_5(Y_{\sigma^2})\right)^2}=\sqrt{\sigma_X^2}$となるため，式(4.10)のように画像$X$に重畳する雑音の標準偏差を推定することができる．

$$\sqrt{\hat{\mathrm{N}}_{g_var}} = \hat{b} = \frac{\sum_{\sigma\in\mathrm{S}}(\sigma)^2 \sum_{\sigma\in\Sigma}\hat{\sigma}_5(Y_{\sigma^2}) - \sum_{\sigma\in\mathrm{S}}\sigma \sum_{\sigma\in\Sigma}\sigma * \hat{\sigma}_5(Y_{\sigma^2})}{|S| \sum_{\sigma\in\mathrm{S}}(\sigma)^2 - (\sum_{\sigma\in\mathrm{S}}\sigma)^2} \tag{4.10}$$

式(4.10)をまとめて式(4.11)を得る．なお，$S = \{10,20,30\}$である．

$$\sqrt{\hat{N}_{g_var}} = \frac{7}{3}\sum_{\sigma\in S}\hat{\sigma}_5(Y_{\sigma^2}) - \frac{1}{10}\sum_{\sigma\in S}\sigma * \hat{\sigma}_5(Y_{\sigma^2}) \tag{4.11}$$

以上がガウス雑音の再重畳による推定方法であり，エッジや細部信号が多い画像に対する低レベルガウス雑音の推定を可能とするものである．

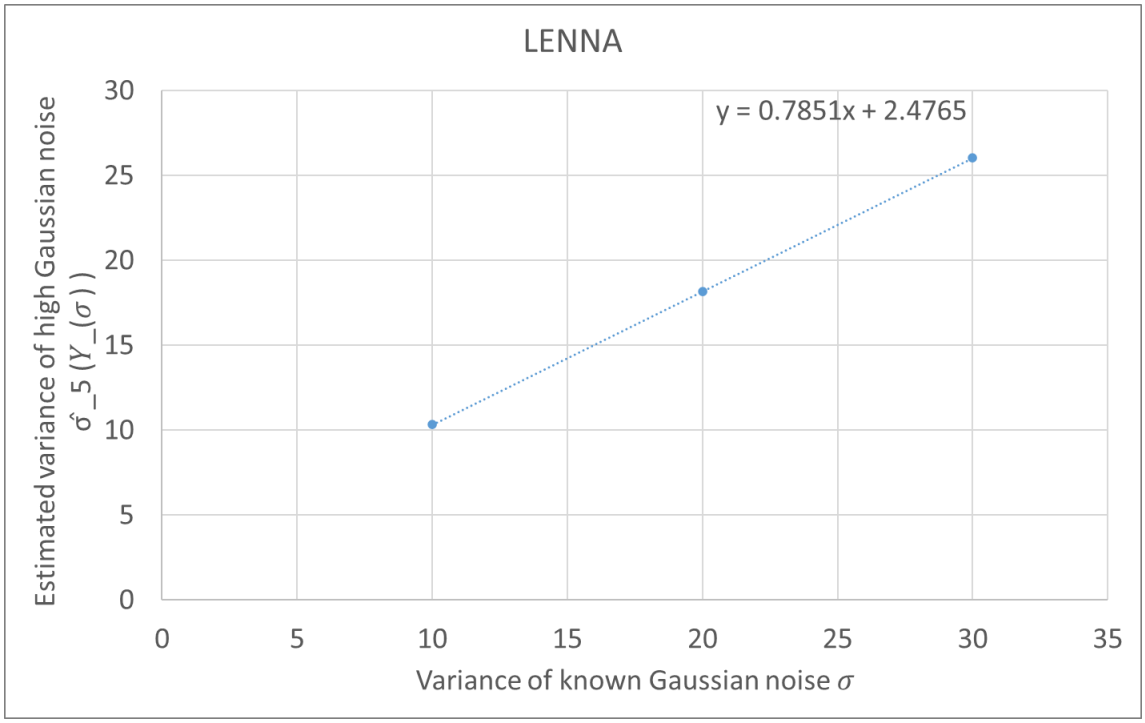


図 4.5　高ガウス雑音重畳画像の推定値による近似

4.3 適用例

ここでは，提案した低レベルガウス雑音の推定方法のファジー集合のパラメータについて検討を行い，その後，従来法として推定精度が良い PCA を用いた推定法 [36]，第 3 章の推定法，雑音除去フィルタを用いた推定法 [52]，本章で提案した低レベルガウス雑音における推定法を低レベルガウス雑音が重畳した図 4.4 の 11 種類の画像を含む 39 種類の画像 [28]に適用した結果を比較検討する．図 4.6 に図 4.4 とは別の 28 種類の画像を示す．なお，本章では 39 種類の画像（図 4.4，図 4.6）においてエッジや細部信号が多い画像，少ない画像を 4.2.1 で示したエッジや細部信号 th の含有量によって判断する．ガウス雑音の重畳していない 39 種類の画像に対してエッジや細部信号の含有量 th が 15 以上の場合はエッジや細部信号が多い画像と判断し，15 未満の場合はエッジや細部信号が少ない画像と判断する．なお，判断基準となるしきい値 15 は主観的にエッジや細部 信号が多い画像から設定している．本章では，エッジや細部信号が多い順番から Aerial，256 level test pattern，Tank2，Steam and bridge，Truck and APCs2，Tank3，Mandrill，Truck and APCs，Car and APCs2，Moonsurface，Car and APCs，Tank，Aerial2，Airport をエッジや細部信号が多い画像とする．また，画像に重畳するガウス雑音は撮像素子の特性や暗電流の影響などにより少なくとも$\sigma = 3$以上であることが経験的に知られている [13] [14] [15] [16] [17]．したがって，今回の比較に用いる低レベルガウス雑音は$\sigma = 3$以上のものを対象とする．

4.2.3 のガウス雑音の再重畳による推定方法では，劣化画像を作成するために重畳させる低レベルガウス雑音と雑音を推定するために追加で重畳させる高レベルガウス雑音を生成する必要があるが，この 2 つの雑音間の相関がほとんど影響しないことシミュレーションにて検証を行った．シミュレーションには$\sigma = 5$の雑音 G1 と$\sigma = 20$の雑音 G2 を生成し，G1 と G2 のそれぞれの分散の測定と相関係数の算出と G1 と G2 を足し合わせた生成した雑音 G3 の分散の測定（Var(G3)）と G1 と G2 のそれぞれの分散の測定値を足し合わせたもの（Var(G1)+Var(G2)）の誤差の算出を行い，これらを 1000 回繰り返した結果を表 4.1 にまとめた．表 4.1 から雑音 G1 と雑音 G2 の相関係数は平均で-0.0009 であり，その範囲は-0.0128 から 0.0133 の間に収まっていることが分かる．また，Var(G3)と Var(G1+G2)の誤差の平均は 0.14%であり最大で 0.62%であることから，二つのガウス雑音の相関が分散の推定結果にほとんど影響しないことが分かった．

Airplane
Clock
General test pattern
Man
Girl1
Jelly beans2
21 level step wedge
256 level test pattern
Aerial2
Airplane(F-16)
Airplane3
APC
Car and APCs
Car and APCs2
Couple
Fishing Boat
Girl(Elaine)
Girl(tiffany)
House
Peppers
Sailboat on lake
Splash
Tank
Tank3
Truck and APCs2
Truck
Airplane(U-2)
Airport

図 4.6　28 種類の画像

表 4.1　雑音間の相関のシミュレーション結果

	分散の平均	分散の最大	分散の最小
雑音G1（σ=5）	25.01	25.37	24.55
雑音G2（σ=20）	400.10	405.94	392.79
雑音G3（G1+G2）	424.92	430.99	417.70
G1分散＋G2分散	425.10	431.05	417.65
	平均	最大	最小
VarG3とVarG1+G2の誤差	0.14%	0.62%	0.0002%
	平均	最大	最小
G1とG2の相関係数	-0.0009	0.0133	-0.0128

4.3.1　ファジー集合のパラメータチューニング

ここでは，提案する低レベルガウス雑音の推定方法のファジー集合のパラメータチューニングを式(4.1)の推定する標準偏差 $\hat{\sigma}^{**}$に基づいて行う．図 4.1 に示すファジー集合のパラメータのチューニングには図 4.4 の 11 種類の画像を用いてそれぞれの画像の推定標準偏差 $\hat{\sigma}^{**}$と重畳しているガウス雑音との誤差によって評価する．なお今回チューニングに使用した 11 種類の画像の内容は 4.2.1 で示した含有量を元にエッジが多い画像が 3 種類，細部信号が多い画像が 3 種類，平坦部が多い画像が 3 種類，エッジや細部信号や平坦部が適度に混ざっている画像が 2 種類であり，エッジや細部信号の含有量という観点で様々な画像が含まれている．11 種類の画像に$\sigma = 5$，7，10のガウス雑音をそれぞれ重畳させ, このときの画像全体の推定標準偏差 $\hat{\sigma}^{**}$の誤差が小さくなるようにパラメータ tha と thb を実験的手法により変化させることで適切なパラメータ値を得る．なお，tha，thb は互いに 0 から 1 ずつ変化させ 11 種類の画像全体の誤差の平均が最小になる tha，thb の組み合わせを求める．これを 4.2.1 のエッジや細部信号の含有量の推定におけるサブブロックを選択する割合を 2.5%，5%，7.5%，10%，15%，20%と変化させそれぞれにチューニングを施し最適なサブブロックを選択する割合とその時の tha，thb を求める．表 4.2 にサブブロックを選択する割合を 2.5%，5%，7.5%，10%，15%，20%と変化させたときのパラメータ tha，thb をまとめたものを示す．また，表 4.3 にその時の 11 種類の画像全体の推定誤差の平均を示す．表 4.3 から$\sigma = 5$，7，10のすべてにおいて 11 種類の画像全体の推定誤差の平均が一番小さいのはサブブロックを選択する割合が 10%のときであることが分かる．

表 4.2　パラメータチューニング結果

サブブロック選択数		2.5%	5%	7.5%	10%	15%	20%
$\sigma=5$	tha	4	8	12	17	20	25
	thb	7	14	23	30	29	27
$\sigma=7$	tha	6	11	18	23	23	38
	thb	10	21	32	43	49	72
$\sigma=10$	tha	9	18	27	36	38	41
	thb	15	28	50	68	72	75

表 4.3　推定誤差の比較

サブブロック選択数	2.5%	5%	7.5%	10%	15%	20%
$\sigma=5$	13.42%	10.49%	10.20%	9.66%	9.95%	10.27%
$\sigma=7$	10.28%	9.13%	8.96%	8.73%	9.49%	9.49%
$\sigma=10$	7.58%	6.92%	6.88%	6.75%	6.81%	6.87%

サブブロックを選択する割合が 10%のときのパラメータのチューニング結果は表 4.2 より示され，$\sigma=5$において tha=17，thb=30，$\sigma=7$において tha=23，thb=43，$\sigma=10$において tha=36，thb=68 であることが分かる．パラメータ tha および thb は画像に重畳しているガウス雑音の大きさによって変化させることが望ましいが，第 3 章の推定法におけるガウス雑音の推定精度は低いため雑音の大きさによって変化させることは難しいと考えられる．そこで，図 4.7 に各σのパラメータチューニング結果を他のσのガウス雑音が重畳した画像に対して適用し，推定誤差の平均をまとめたものを示す．図 4.7 から$\sigma=5$のチューニング結果である tha=17，thb=30 では$\sigma=10$のガウス雑音が重畳した画像に対して推定誤差が大きくなり，一方で$\sigma=10$のチューニング結果である tha=36，thb=68 では$\sigma=5$のガウス雑音に対して推定誤差が大きくなる．よって，本章では他のσのガウス雑音が重畳した画像に対して雑音の推定誤差が大きくなりすぎない$\sigma=7$のチューニング結果である tha=23，thb=43 を選択する．また，表 4.2 におけるファジー集合のパラメータチューニングの結果は tha，thb を 1 ずつ変化させたものなので$\sigma=7$におけるチューニング結果を基準にさらに 0.1 ずつ変化させ，より正確なファジー集合のパラメータを求めた結果，tha=23.0，thb=43.3 となった．

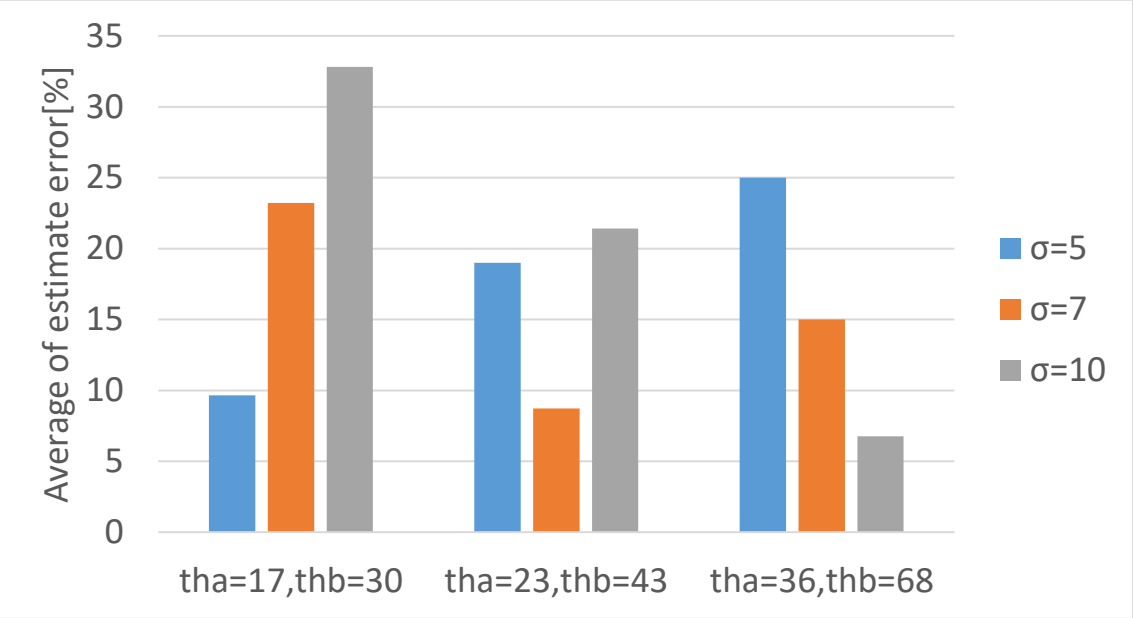


図 4.7 各パラメータの他の σ への適用結果

図 4.8 に図 4.4 の 11 種類の画像と図 4.6 の 28 種類の画像の合計で 39 種類の画像（$\sigma = 7$）に対する 4.2.2 の雑音除去フィルタを用いた推定方法と 4.2.3 のガウス雑音の再重畳による推定方法と前述したファジーによる推定方法（tha=23.0, thb=43.3）の推定値を示す．図 4.8 からエッジや細部信号が多く含まれている 256Leveltestpattern, Aerial, Car and Apcs, Car and APCs2, Mandrill(a.k.a.Baboon), Moonsurface, Streamandbridge, Tank, Tank2, Tank3, TruckandAPCs, TruckandAPCs2 といった画像はガウス雑音の再重畳による推定方法の割合が多くなっているため雑音の過大評価が抑えられており，画像全体で見ても推定精度のばらつきも抑えられていることが分かる．

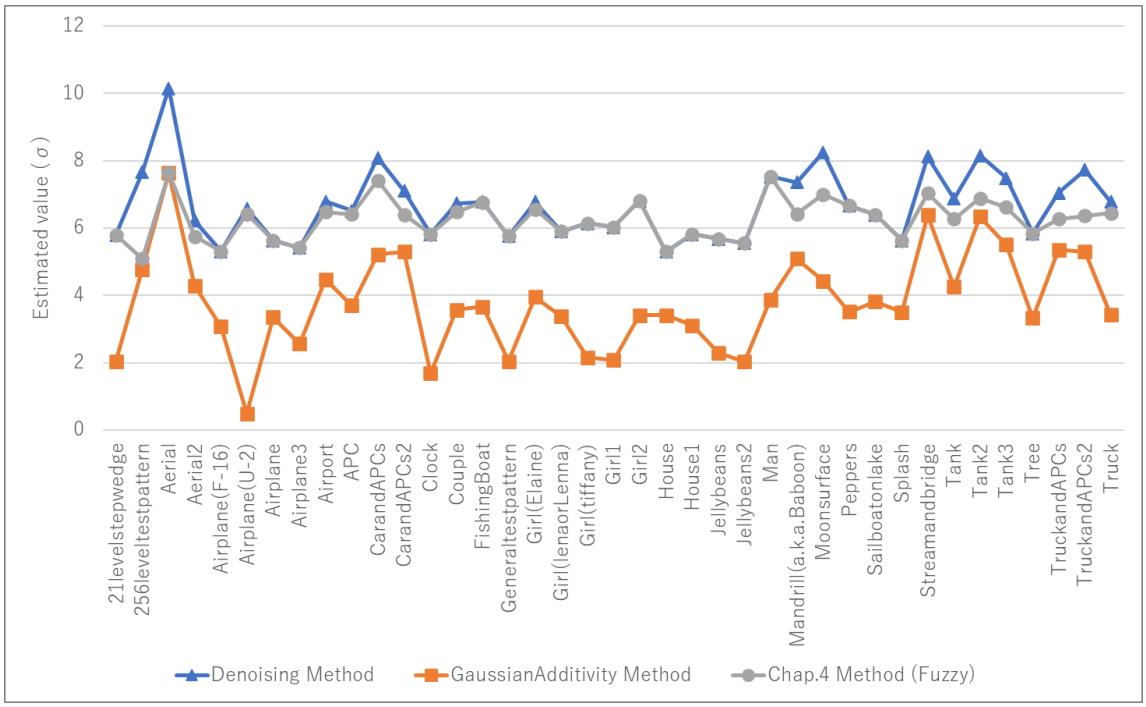


図 4.8 σ=7 のファジー適用例

また，チューニングに使用する画像の選び方について依存性が無いことを示すために，チューニングに使用した 11 種類の画像とは別の 10 種類の画像を用いて改めてファジー集合のパラメータチューニングを行った．11 種類の画像では tha=23，thb=40 だったものが 10 種類の画像では tha=32，thb=40 となり，エッジや細部信号の含有量の観点からエッジや細部信号の含有量が最大の画像は 11 種類の画像においては Aerial であり含有量は 54.83 となり，10 種類の画像においては Tank2 でありエッジや細部信号の含有量は 37.20 となったため，エッジや細部信号の含有量が少なくなったためファジー集合のパラメータは雑音除去フィルタが優先されるようなチューニング結果となった．このことから，エッジや細部信号の含有量が少ない画像でチューニングを行うと雑音除去フィルタの手法が優先され正規分布の加法性の手法が考慮されなくなり，一方でエッジや細部信号の含有量が多い画像でチューニングを行うとガウス雑音の再重畳による推定方法が優先され雑音除去フィルタを用いた推定方法が考慮されなくなることが分かる．よって，エッジや細部信号の含有量の観点から様々な種類の画像を使用してファジー集合のパラメータのチューニングを行うことで画像に極力依存しないパラメータを選択することができる．また，11 種類の画像でチューニングしたパラメータ（tha=23，thb=40）と 10 種類の画像でチューニングしたパラメータ（tha=32，thb=40）をそれぞれ 39 種類の画像（図 4.4，図 4.6）に対して本章で提案した推定法を適用した結果それぞれの画像全体の推定誤差の平均は 11.89%と 11.12%となりその差は 0.77%であり，パラメータの変動にあまり影響を受けないことが分かる．

以上より，本章においてエッジや細部信号の含有量 th の算出においてサブブロックを選択する割合を 11 種類の画像において画像全体の推定誤差の平均が一番小さかった 10%を採用する．

また，ファジー集合のパラメータである tha と thb の最適な組み合わせとして他のσのガウス雑音に適用した場合に雑音の推定誤差が大きくなりすぎない$\sigma = 7$のチューニング結果である tha=23.0，thb=43.3 を採用する．以降における種々の画像への適用例ではこれらパラメータを用いて処理を進める．

4.3.2 種々の画像への適用例

ここでは，従来法として推定精度が良い PCA を用いた推定法 [36]，第 3 章の推定法，雑音除去フィルタを用いた推定法 [52]，本章で提案した低レベルガウス雑音における推定法を種々の雑音（$\sigma = 5$，7，10）が重畳した 39 種類の画像に適用し比較検討する．種々な雑音に適用した結果のガウス雑音の標準偏差の推定値と画像全体の推定誤差の平均をそれぞれ表 4.4 と表 4.5 に示す．また，種々のガウス雑音の推定結果の比較のグラフを図 4.9，図 4.10，図 4.11 に示す．なお，PCA を用いた推定法を「PCA Method」，第 3 章の推定法を「Chap.3 Method」，雑音除去フィルタを用いた推定法を「Denoising Method」，本章で提案した低レベルガウス雑音における推定法を「Chap.4 Method」と表記する．

表 4.4 種々の雑音の適用結果

	σ=5				σ=7				σ=10			
	PCA Method	Chap.3 Method	Denoising Method	Chap.4 Method	PCA Method	Chap.3 Method	Denoising Method	Chap.4 Method	PCA Method	Chap.3 Method	Denoising Method	Chap.4 Method
Aerial	4.83	4.68	7.94	6.24	6.73	6.62	10.15	7.64	9.67	8.99	12.65	9.12
256 level test pattern	5.67	6.93	6.22	4.75	7.55	8.91	7.67	5.09	10.46	11.24	10.16	6.77
Tank2	5.81	8.76	6.87	6.01	7.87	10.00	8.16	6.89	10.69	12.62	10.39	8.59
Stream and bridge	5.29	7.58	6.76	6.18	7.31	8.84	8.13	7.04	10.34	11.45	10.64	7.98
Truck and APCs2	5.73	6.22	5.87	5.07	7.84	8.12	7.74	6.37	10.75	10.58	10.31	7.80
Tank3	5.48	8.43	6.47	6.04	7.55	9.63	7.50	6.63	10.40	12.05	9.92	8.25
Mandrill	5.59	6.67	6.28	5.85	7.40	7.97	7.36	6.43	10.49	10.94	10.05	7.51
Truck and APCs	5.71	4.80	5.33	5.04	7.93	6.70	7.05	6.27	10.81	9.79	9.73	7.77
Car and APCs2	5.24	8.11	5.89	5.48	7.32	9.43	7.11	6.41	10.18	12.51	9.96	8.23
Moonsurface	6.37	8.28	7.23	6.81	8.15	9.59	8.26	7.00	10.81	11.88	10.08	7.66
Car and APCs	5.20	7.98	6.64	6.53	7.27	9.65	8.10	7.42	10.16	12.04	10.13	8.35
Tank	5.66	7.63	5.93	5.88	7.66	8.93	6.88	6.27	10.52	11.44	9.43	7.68
Aerial2	4.92	5.28	4.80	4.80	6.98	7.03	6.22	5.76	9.85	9.63	9.14	8.22
Airport	6.32	6.75	5.20	5.20	8.14	8.28	6.80	6.48	10.85	10.88	9.08	7.66
Truck	5.29	6.11	4.92	4.92	7.23	8.02	6.78	6.45	10.19	10.92	8.97	7.22
Airplane(U-2)	5.90	7.15	5.23	5.23	7.73	8.65	6.59	6.43	10.60	9.82	8.32	6.01
Girl(Elaine)	5.40	6.34	5.25	5.25	7.54	8.22	6.78	6.57	10.30	10.78	9.19	7.65
APC	5.60	7.01	5.20	5.20	7.43	8.42	6.51	6.41	10.41	10.47	8.09	7.04
Couple	5.26	6.13	5.14	5.14	7.22	7.78	6.74	6.49	10.07	10.50	8.87	7.36
Man	5.70	6.47	5.86	5.86	7.47	8.24	7.53	7.53	10.26	11.15	9.90	9.47
FishingBoat	5.25	5.80	5.23	5.23	7.15	7.58	6.78	6.77	10.09	10.27	9.17	7.88
Peppers	5.69	6.27	4.95	4.95	7.51	8.17	6.67	6.67	10.37	10.68	8.69	7.54
Splash	5.17	5.48	3.98	3.98	7.18	7.64	5.64	5.64	10.03	9.82	8.20	7.23
Girl2	5.06	6.15	4.77	4.77	7.05	7.96	6.82	6.82	9.94	9.95	8.49	7.64
LENNA	5.36	5.51	4.09	4.09	7.20	7.52	5.90	5.90	10.17	10.01	8.20	7.30
Sailboatonlake	5.60	5.64	4.80	4.80	7.53	7.59	6.41	6.41	10.41	10.63	8.99	7.86
Girl(tiffany)	5.13	5.29	4.23	4.23	7.14	7.56	6.15	6.15	10.03	9.72	8.52	7.52
Airplane3	5.20	5.40	4.28	4.28	7.12	6.77	5.42	5.42	9.95	10.29	8.15	7.10
Tree	5.46	4.50	4.45	4.45	7.55	6.27	5.85	5.85	10.30	9.22	8.95	7.53
House1	5.02	5.13	4.54	4.54	7.00	6.59	5.82	5.82	9.93	9.81	8.96	7.58
Airplane(F-16)	5.02	4.99	4.25	4.25	6.98	6.61	5.32	5.32	9.97	9.85	8.40	7.52
Airplane	4.79	5.09	4.41	4.41	6.77	6.54	5.63	5.63	9.85	9.72	8.83	7.69
Clock	4.93	5.37	4.54	4.54	6.90	6.81	5.82	5.82	9.85	9.75	8.69	7.19
Girl1	5.07	5.40	4.54	4.54	6.92	7.01	6.03	6.03	9.88	10.28	8.69	7.40
House	4.94	4.79	4.28	4.28	6.98	6.72	5.30	5.30	9.90	9.67	8.43	7.62
Jelly beans2	4.85	5.28	4.41	4.41	6.82	6.66	5.56	5.56	9.62	10.47	8.83	7.56
Jelly beans	4.88	5.16	4.28	4.28	6.86	6.97	5.69	5.69	9.74	10.08	8.43	7.43
21 levelstepwedge	4.80	5.25	4.12	4.12	6.85	7.11	5.80	5.80	9.83	9.53	8.63	8.63
General test pattern	5.00	5.37	4.18	4.18	7.01	6.91	5.77	5.77	10.07	10.11	8.68	8.68

表 4.5 画像全体の推定誤差の平均

	$\sigma=3$				$\sigma=5$				$\sigma=7$			
	PCA Method	Chap.3 Method	Denoising Method	Chap.4 Method	PCA Method	Chap.3 Method	Denoising Method	Chap.4 Method	PCA Method	Chap.3 Method	Denoising Method	Chap.4 Method
All Images	15.62%	52.12%	33.88%	55.89%	7.85%	23.93%	15.74%	12.12%	5.22%	14.17%	12.48%	11.83%
Edge Images	23.67%	87.71%	61.65%	34.66%	11.89%	41.63%	25.46%	15.39%	8.45%	23.53%	11.56%	8.67%
Flat Images	11.12%	32.19%	18.33%	67.78%	5.59%	14.02%	10.29%	10.29%	3.42%	8.93%	12.99%	13.60%

	$\sigma=9$				$\sigma=10$			
	PCA Method	Chap.3 Method	Denoising Method	Chap.4 Method	PCA Method	Chap.3 Method	Denoising Method	Chap.4 Method
All Images	3.44%	10.11%	10.83%	18.99%	3.02%	7.44%	10.23%	22.76%
Edge Images	5.77%	15.24%	7.05%	16.08%	4.96%	13.73%	5.12%	20.29%
Flat Images	2.14%	7.23%	12.94%	20.62%	1.94%	3.91%	13.10%	24.14%

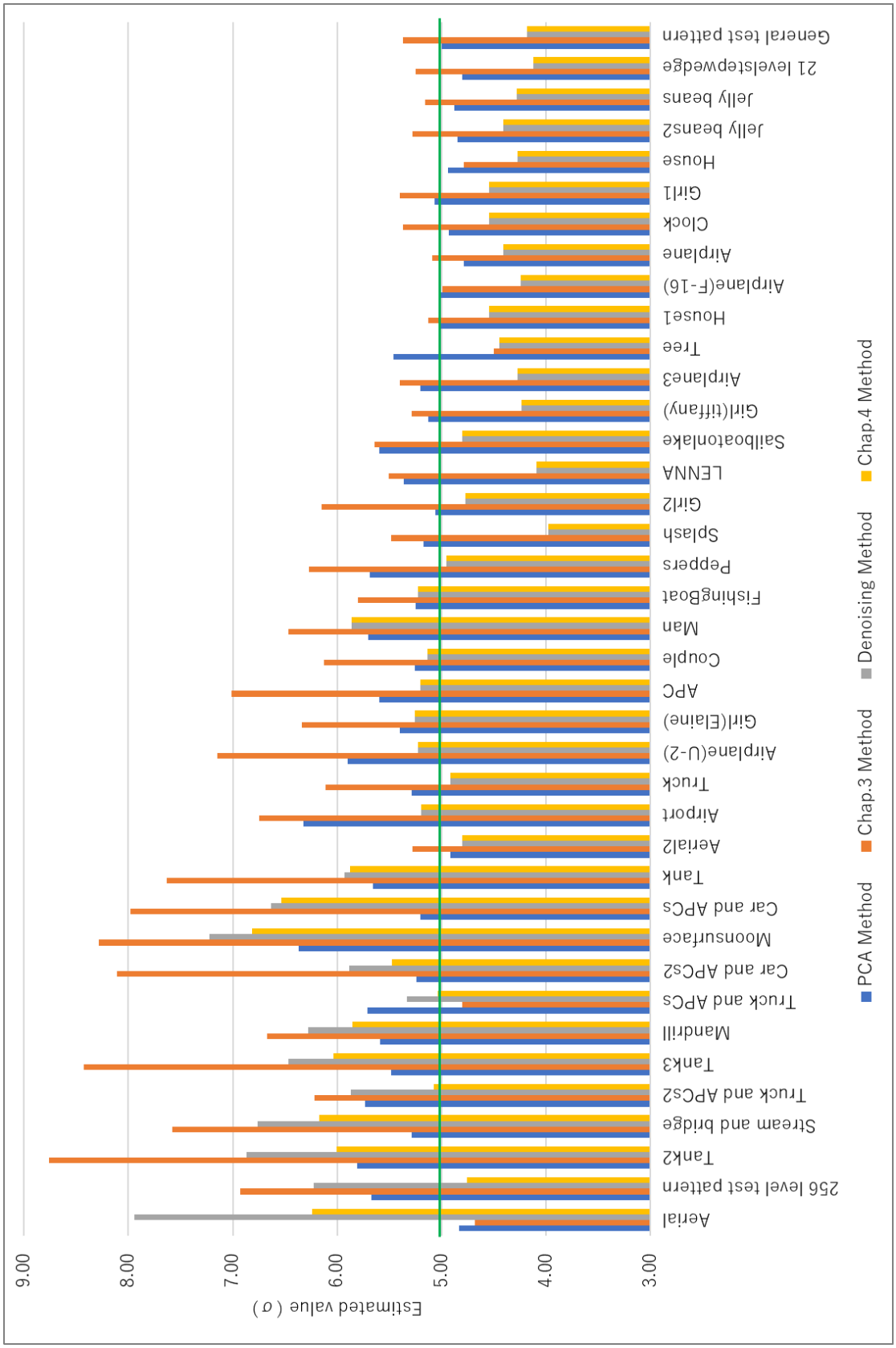


図 4.9 σ =5 のときの適用結果

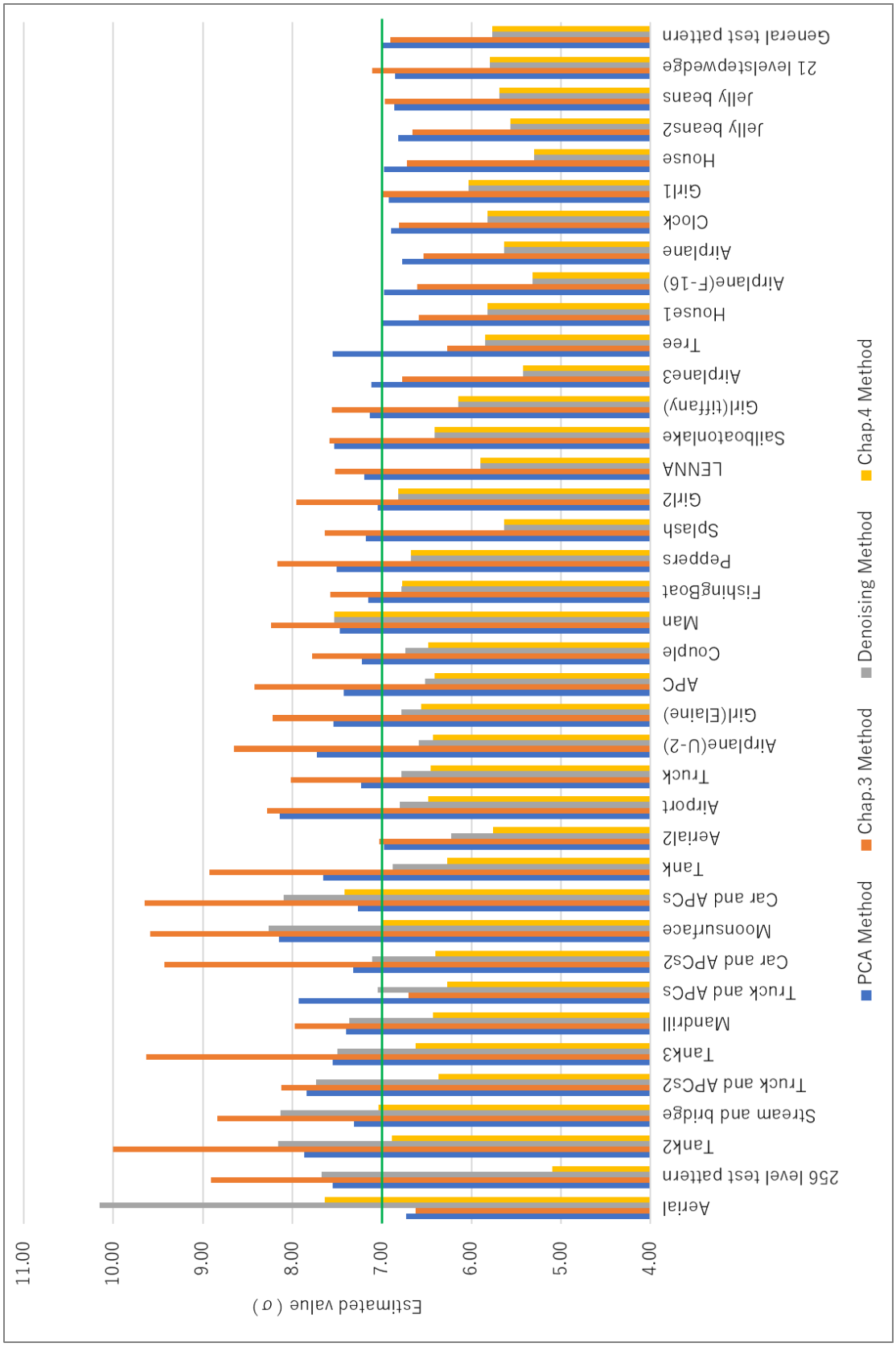


図 4.10 σ =7 のときの適用結果

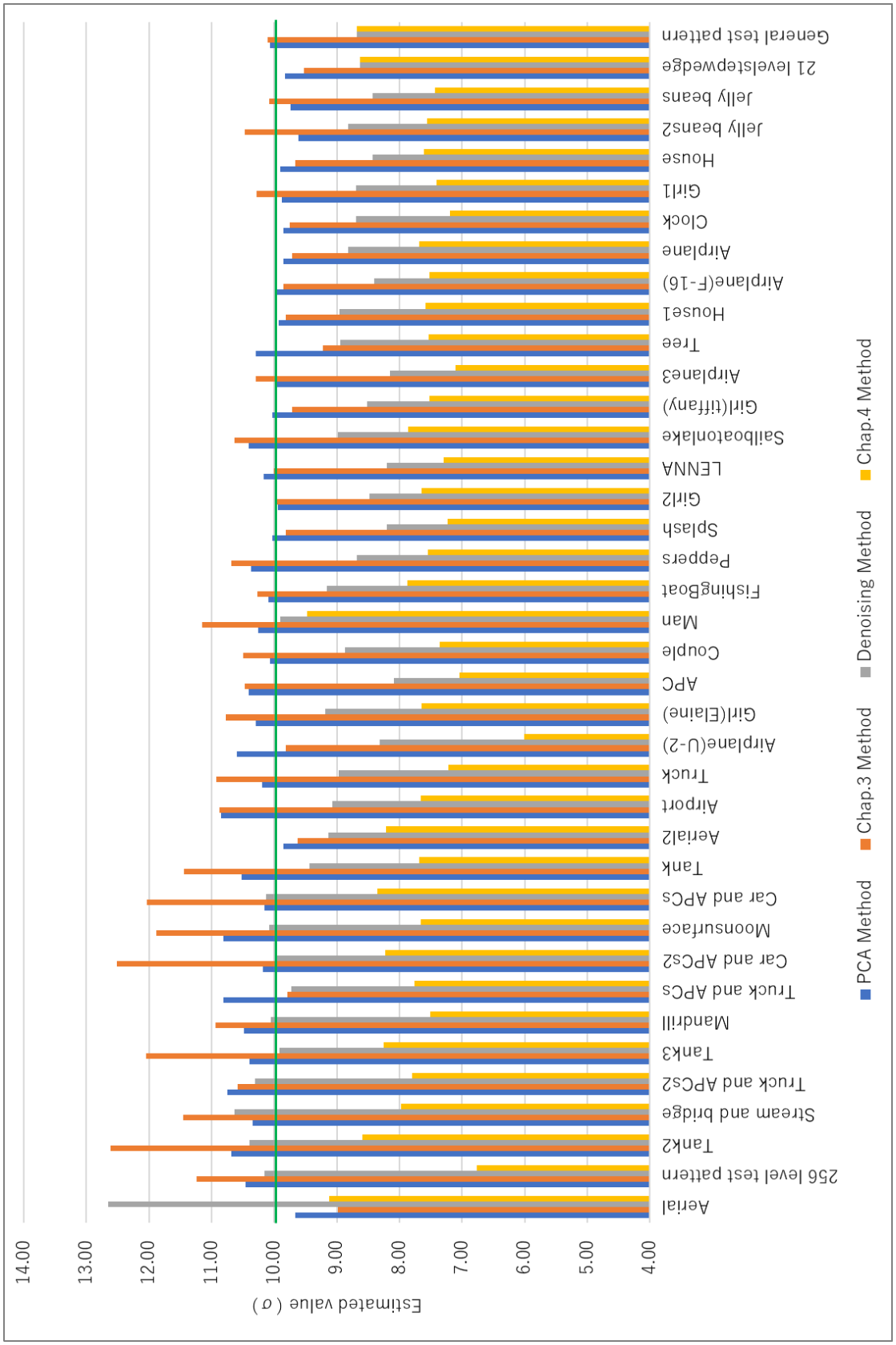


図 4.11 σ =10 のときの適用結果

図 4.9 と表 4.4 から$\sigma = 5$のガウス雑音の推定結果では多くの画像で第 3 章の推定法と比べて本章で提案した推定法の方がガウス雑音の標準偏差の推定精度が向上していることが分かる．特に, エッジや細部信号が多く含まれている画像である 256 level test pattern, Airplane(U-2), Airport, APC, Car and APCs, Car and APCs2, Mandrill(a.k.a.Baboon), Moonsurface, Stream and bridge, Tank, Tank2, Tank3, Truck and APCs2, Truck などは第 3 章の推定法で問題であった雑音が過大に評価される問題が大きく改善されていることが分かる．さらに，エッジや細部信号が多く含まれる画像における雑音の過大評価が改善されたことにより，画像毎の雑音の標準偏差の推定精度のばらつきが抑えられているため雑音の標準偏差の推定精度が画像の種類や性質への依存度も低減しているといえる. また, 雑音除去フィルタを用いた推定法と本章で提案した推定法を比較すると，雑音除去フィルタを用いた推定法でガウス雑音が過大に評価されていた 256 level test pattern，Aerial，Car and APCs，Car and APCs2，Mandrill，Moonsurface，Stream and bridge，Tank，Tank2，Tank3，Truck and APCs，Truck and APCs2 などの画像は本章で提案した推定法で過大評価が抑えられており，ファジー集合によって 4.2.3 のガウス雑音の再重畳による推定方法が重視された効果が確認できる．また，表 4.5 の画像全体の推定誤差の平均では$\sigma = 5$では第 3 章の推定法が 23.93%，雑音除去フィルタを用いた推定法が 15.74%，本章で提案した推定法が 12.12%であり，本章で提案した推定法と比較すると第 3 章の推定法から 11.81%，雑音除去フィルタを用いた推定法から 3.62%推定誤差が低減しており, 本章で提案した推定法が低レベルガウス雑音に有効であることが確認できる．これは図 4.10 から$\sigma = 7$においても同じような傾向であることが分かる．

一方で図 4.11 と表 4.4 から$\sigma = 10$において第 3 章の推定法の方が推定精度が良好であることが分かる．本章で提案した推定法では雑音の標準偏差が低く推定されてしまい，推定誤差も表 4.5 より大きくなっていることが分かる．本章で提案した推定法は画像中のエッジや細部信号の推定や, 雑音除去フィルタによる画像本来の分散値の推定などを行っており, 重畳するガウス雑音が大きくなるにつれて画像本来の信号よりも雑音の信号が大きくなってしまうと考えられるため, これらの推定精度が低下してしまうものと思われる. 本章で提案した推定法は重畳しているガウス雑音が$\sigma = 10$未満の場合有効的に機能しているものと考えられるが，特に$\sigma = 7$の低レベルガウス雑音が重畳した画像に適した方法であると考えられる．なお，図 4.9 の$\sigma = 5$が重畳した低レベルガウス雑音の適用結果において画像 Aerial についてのみ第 3 章の推定法と本章で提案した推定法の値が他の画像とは異なっている．これは Aerial は自然画像でありながらもテクスチャー画像に近い性質を持っていると考えられ，エッジや細部信号のコントラストが高いためにこれらの信号と低レベルガウス雑音信号との分離が困難であると思われる．実際に図 4.12 に示す様なテクスチャー画像に近い自然画像に対して$\sigma = 5$の低レベルガウス雑音を重畳させ本章で提案した推定法を適用した場合，その雑音の標準偏差の推定値は何れも 50 を超える値となった．よってコントラストが高いテクスチャー画像に近い画像の場合, 重畳しているガウス雑音の推定は非常に困難であり, 画像 Aerial も同じような性質の画像と考えられるため, 推定値が高い値を示したものと考えられる．

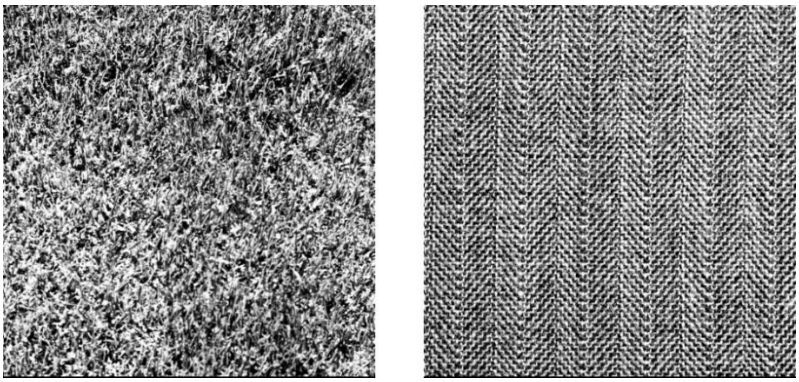


図 4.12　テクスチャー画像

また，PCA を用いた推定法において低レベルガウス雑音において平坦部が多く含まれる画像においては他の手法と比べて安定して正確にガウス雑音の標準偏差を推定している．しかしながら，PCA を用いた推定法によってもガウス雑音が過大に評価されてしまう画像があり，それらの画像は平坦部が少なくエッジや細部信号が多く含まれている画像であることが分かる．その中でも$\sigma = 5$においては Airplane(U-2)，Airport，APC，Peppers，Sailboatonlake，Truck and APCs，Truck and APCs2, Truck などの画像においては本章で提案した推定法の推定精度が上回っている．さらに，PCA を用いた推定法と本章で提案した推定法の処理速度の比較を行った．実験環境は OS：Windows10 Pro 64bit，CPU：Intel Core i7-6700K 4.00GHz，メモリ：DDR4 16GB，ソフトウェア：MATLAB R2020 である．処理速度を計測した結果，256×256 サイズの 8bit グレースケール画像 1 枚において文献[~~4~~36]の PCA を用いた推定法は約 0.17 秒に対し，本章で提案した推定法は約 0.01 秒であり，本章で提案した推定法の処理速度が約 17 倍高速であることが分かった．また，画像サイズが大きくなった場合にはそれに伴って処理時間が増えていくが，本章で提案した推定法では画像サイズに依存すること無くガウス雑音が推定することができているため，画像サイズが大きくなった場合には画像全体のサブブロックを検討するのではなく，事前に設定した画像の一部のみでサブブロックの選択をすることで従来の画像サイズと同程度の処理時間でガウス雑音が推定することが可能であると考えられる．したがって，映像信号において 4K や 8K といった高解像度化が進んでいる中で，ガウス雑音を推定する場合に前述のように画像サイズに依存することなく一定の領域において推定が可能である．結果として本章で提案した推定法は 60fsp の映像信号(15ms/frame)に対して追従できる処理であり，さらに FPGA などを用いたハードウェア処理を用いるならば, 繰り返しが必要な PCA 法に比べ比較的容易にリアルタイム処理が実現できると考えられる．

また，第 3 章と同様に本章で提案した推定法における再現性の検証のために，$\sigma = 5,7,10$のそれぞれのガウス雑音の標準偏差の推定結果のばらつきを箱ひげ図にて図 4.13，図 4.14，図 4.15 に示す．箱ひげ図から多くの画像で第 3 章と同様のばらつき具合であることが分かる．しかしながら，エッジや細部信号が特に多い Aerial において最大値と最小値に大きな差が見られる．これは本章で提案した推定法によるガウス雑音の推定方法はエッジや細部信号が多い画像において

は 4.2.3 のガウス雑音の再重畳による推定方法が優先される．ガウス雑音の再重畳による推定方法は σ の値を変えた 3 枚の高ガウス雑音の推定値から最小二乗法の線形回帰式によってガウス雑音の標準偏差を算出するため，3 枚の高ガウス雑音の推定値のうち第 3 章で示したように$\sigma = 30$のばらつきが大きいことが最小二乗法の線形回帰式に大きな影響を与える．よって，結果として本章で提案した推定法によるガウス雑音の標準偏差の推定値もばらつくと考えられる．

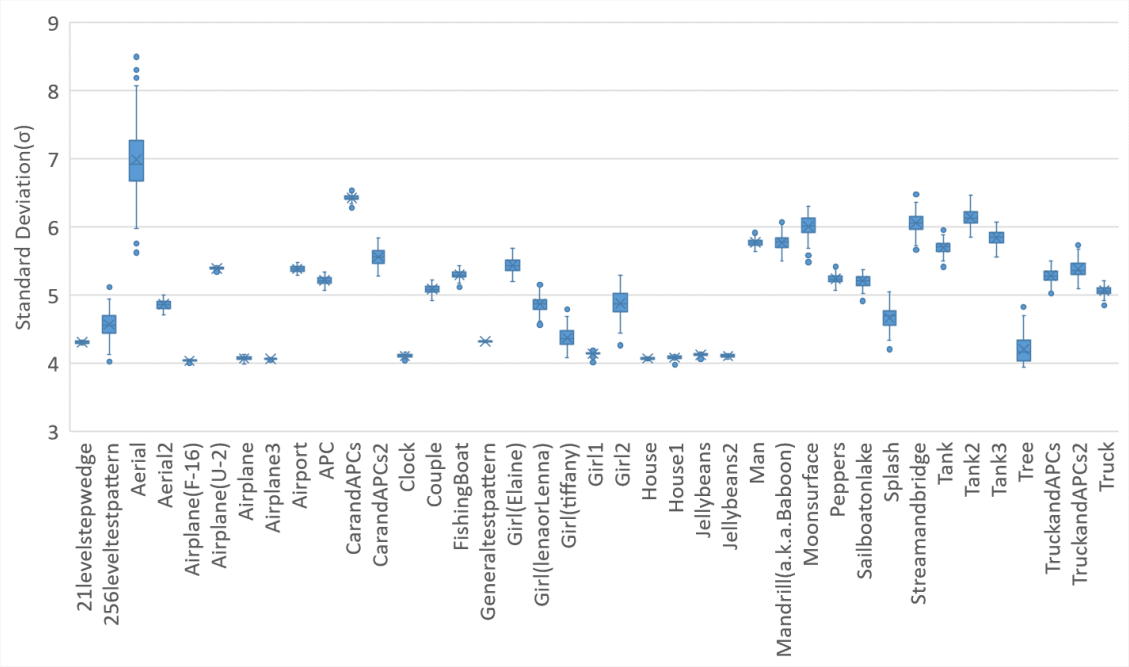


図 4.13 σ =5 のときの第 4 章の推定法の再現性

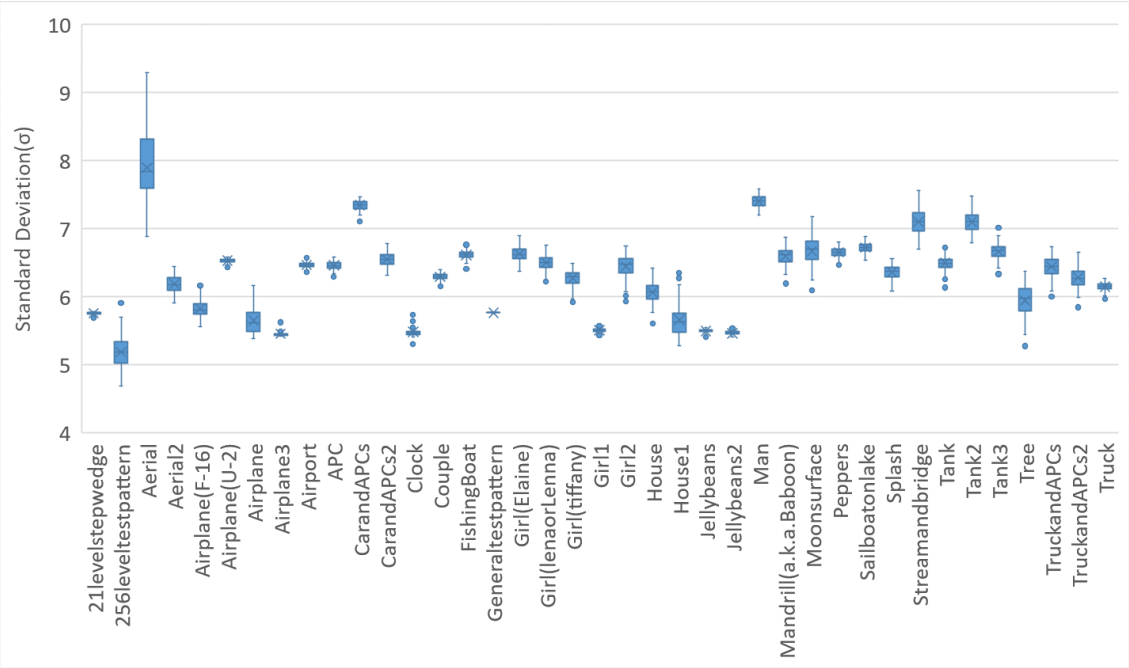


図 4.14 σ =7 のときの第 4 章の推定法の再現性

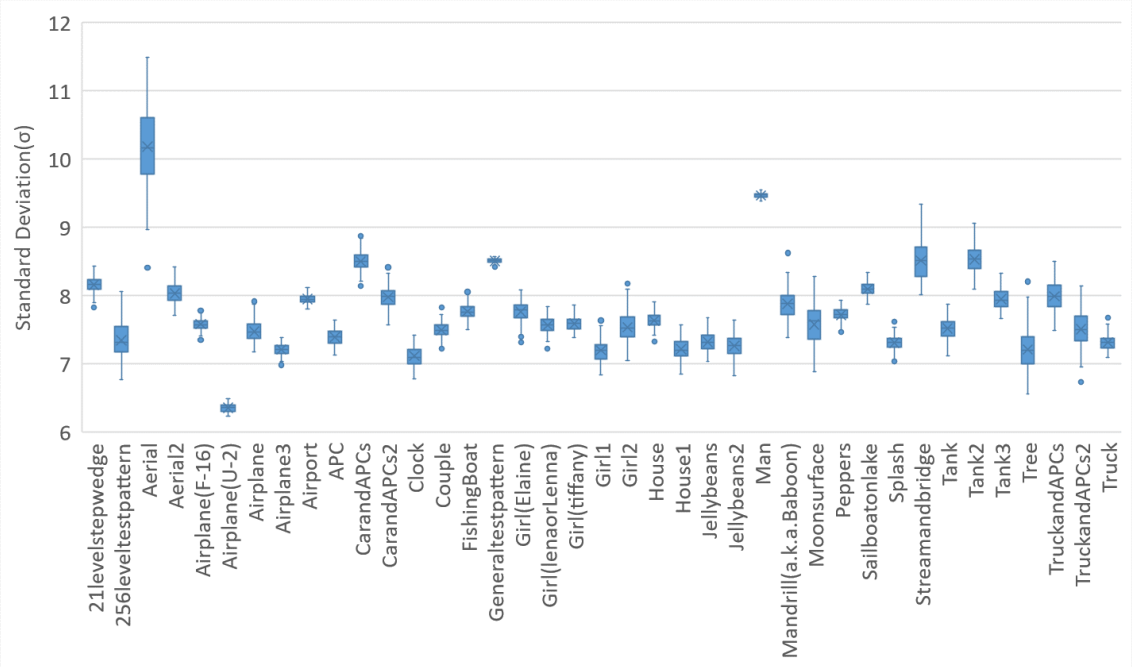


図 4.15　σ =10 のときの第 4 章の推定法の再現性

また，図 2.6（p.18）に示す 21 種類の画像や図 3.8（p.44），図 3.9（p.45），図 3.10（p.46），図 3.11（p.46）に示す 39 種類の画像は古くから使用されている画像であるため，現在において一般的に使用されているカメラなどの特性と違うことから本論文で提案した推定手法が有効でない場合が考えられる．そこで，今までに検証を行ってきた画像とは別の画像を用いて従来法であるブロック分割を用いた推定法と第 3 章の推定法および第 4 章の推定法の推定結果によって比較する．使用する画像は図 4.16 に示す 12 種類の画像であり，詳細を表 4.6 に示す．これらの画像はスマートフォンで撮影した画像やコンピュータで作成された画像であるため，今まで検証に用いた画像と異なり，現在において一般的に使用されている画像であると言える．なお，4.2.1 におけるエッジや細部信号の含有量 th を算出したところ，エッジや細部信号が多く含まれる画像と判断する th が 15 以上の画像は River のみであった．図 4.16 に示す 12 種類の画像に対して$\sigma = 5$，10，20のガウス雑音を重畳させ，それぞれの推定手法の推定結果を図 4.17，図 4.18，図 4.19 に示す．なお，画像データの並びはブロック分割を用いた推定方法による推定値が大きいものから並び替えている．

図 4.17 から$\sigma = 5$の推定結果ではエッジや細部信号が多く含まれている画像 River においてブロック分割を用いた推定方法では標準偏差が過大に評価されていたが，第 4 章の推定法によって正確に標準偏差が推定されている．その他のエッジや細部信号が少ない画像については，第 3 章によるガウス雑音の標準偏差の推定値に対して補正を施すことでより正確な標準偏差を算出されている．また，garden や VirtualBackground では非常に明るい画素が多く含まれているため，ブロック分割を用いた推定法ではその影響によって推定される標準偏差が非常に小さいが，第 3 章の推定法におけるサブブロックの排除によってその問題を解決している．さらに，図 4.18 お

よび図 4.19 から，$\sigma = 10$，20と重畳するガウス雑音が大きくなるにつれて第 4 章の推定法よりも第 3 章の推定法の方がより推定精度が良いことが分かる．したがって，現在において一般的に使用されている画像においても問題なくガウス雑音の標準偏差を推定することができている．

また，図 4.16 の Aquarium や Goryokaku などは主観的に見て十分にエッジや細部信号が含まれているように見えるが，エッジや細部信号の含有量 th からはエッジや細部信号が少ない画像と判断されている．これは，画像サイズが 5504×3096 と非常に大きいため 16×16 のサブブロック分割において，画像の特徴に対してサブブロックが相対的に小さいため平坦部であるサブブロックが生成されやすいためと考えられる．そこで，画像 Aquarium の画像サイズを変更したときにエッジや細部信号の含有量 th の特徴が変化するかを確認する．図 4.20 および図 4.21 に Aquarium の画像サイズを 1/5 と 1/10 に縮小した際のエッジや細部信号の含有量 th の変化と$\sigma = 5$におけるガウス雑音の標準偏差の推定値の変化をそれぞれ示す．なお，縮小画像はバイキュービック補間によって作成した[4]．図 4.20 から Aquarium の画像サイズが小さくなるほどエッジや細部信号の含有量が大きくなっており，1/10 に縮小したときは th が約 13 とエッジや細部信号が多く含まれている画像と判断する閾値 15 に近づいていることが分かる．これは，画像サイズが小さくなると 16×16 のサブブロック分割において画像の特徴に対して相対的にサブブロックが大きくなるため，エッジや細部信号を含んだサブブロックが生成されたと考えられる．また，図 4.21 から画像サイズが小さくなるにつれて第 4 章の推定法の推定精度が良くなっていることからも，エッジや細部信号が多く含まれる画像に近づいていることが分かる．図 4.16 に示す 12 種類の画像は画像サイズが大きいこともあり，多くの画像でエッジや細部信号が少ない画像と判断されていることが分かった．

以上より図 4.16 に示す 12 種類の画像においても図 2.6（p.18）に示す 21 種類の画像や図 3.8（p.44），図 3.9（p.45），図 3.10（p.46），図 3.11（p.46）に示す 39 種類の画像と同様の傾向が見られたことから現在において使用される画像においても本論文の提案手法の有効性が確認できた．

[4] MATLAB の$imresize(I, 'bicubic')$によって作成

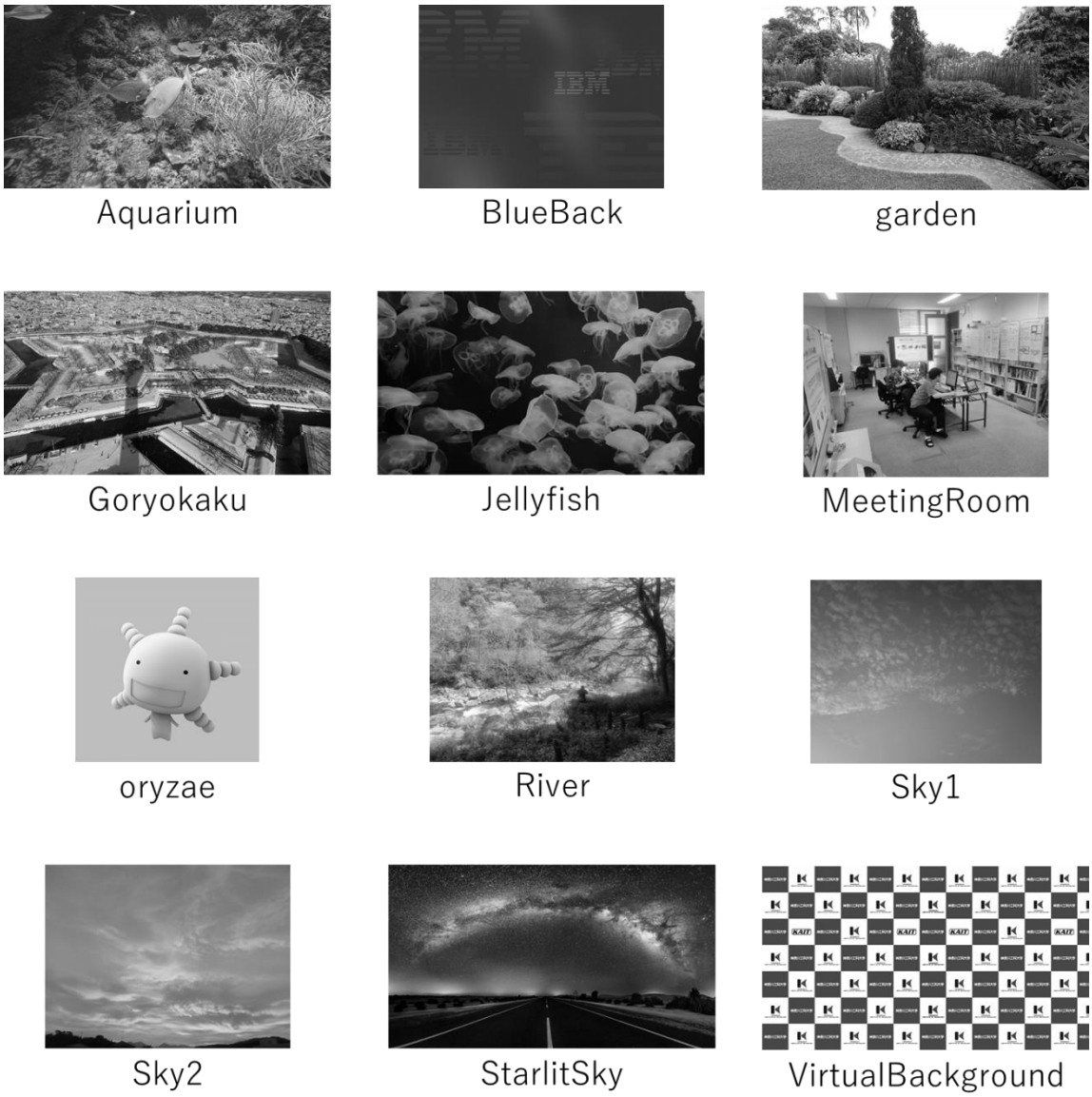


図 4.16　12 種類の画像（8bit グレースケール画像）

表 4.6　12 種類の画像の詳細

	画像サイズ	カメラ	画像形式
Aquarium	5504×3096	Xperia XZ1 Compact	JPEG
BlueBack	1024×768	CG画像	BMP
garden	5504×3096	Xperia XZ1 Compact	JPEG
Goryokaku	5504×3096	Xperia XZ1 Compact	JPEG
Jellyfish	5504×3096	Xperia XZ1 Compact	JPEG
MeetingRoom	1024×768	VAIO Phone A	JPEG
oryzae	1000×1000	CG画像	JPEG
River	1024×768	VAIO Phone A	JPEG
Sky1	3025×2400	VAIO Phone A	JPEG
Sky2	4160×3120	VAIO Phone A	JPEG
StarlitSky	1920×1080	CG画像	JPEG
VirtualBackground	1920×1080	CG画像	JPEG

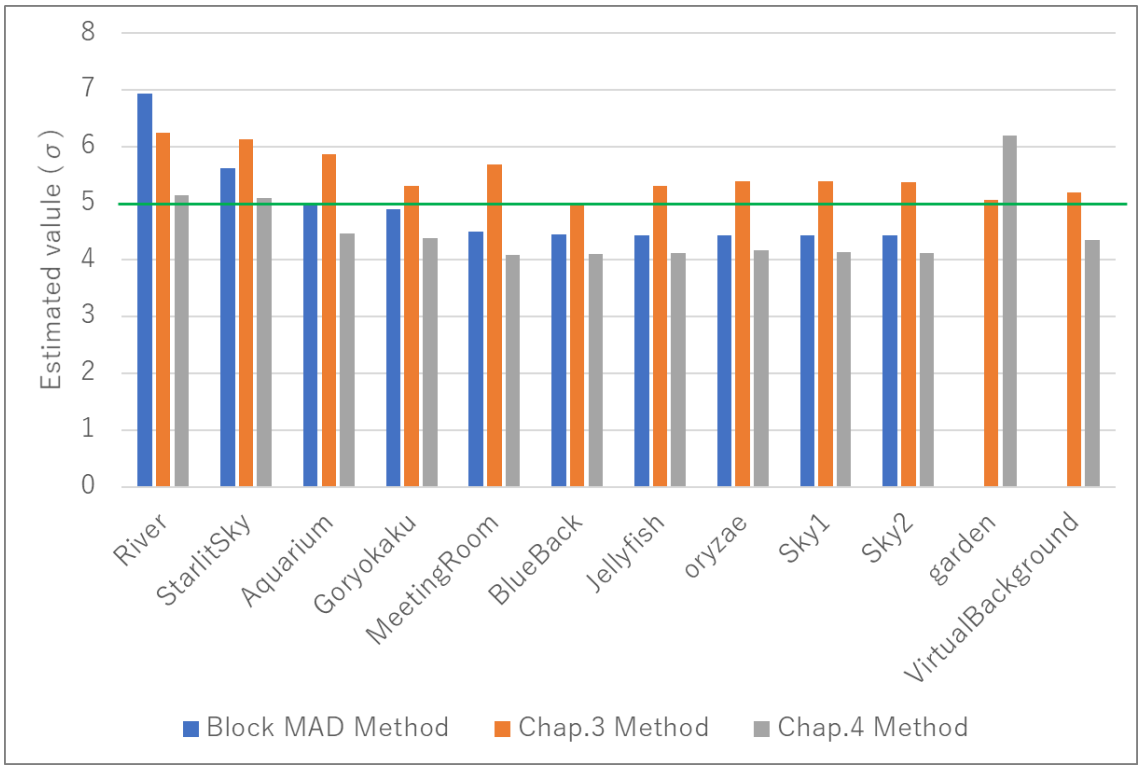


図 4.17　12 種類の画像の推定結果（σ =5）

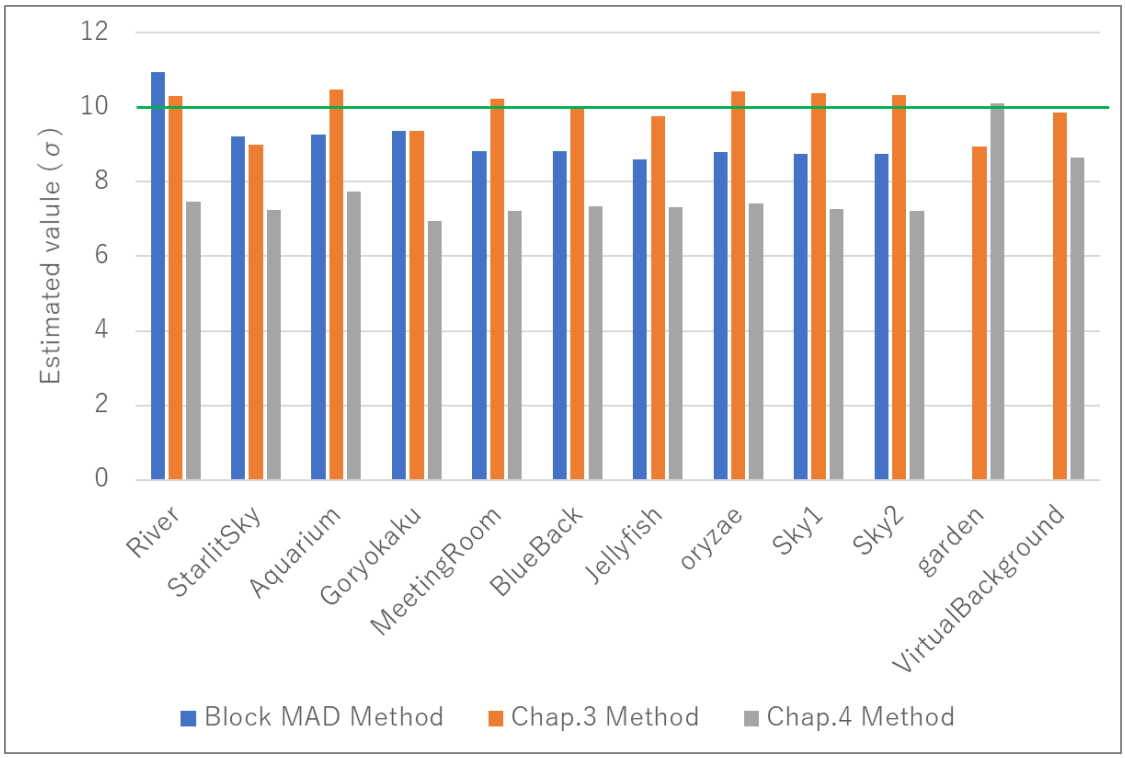


図 4.18 12 種類の画像の推定結果（σ=10）

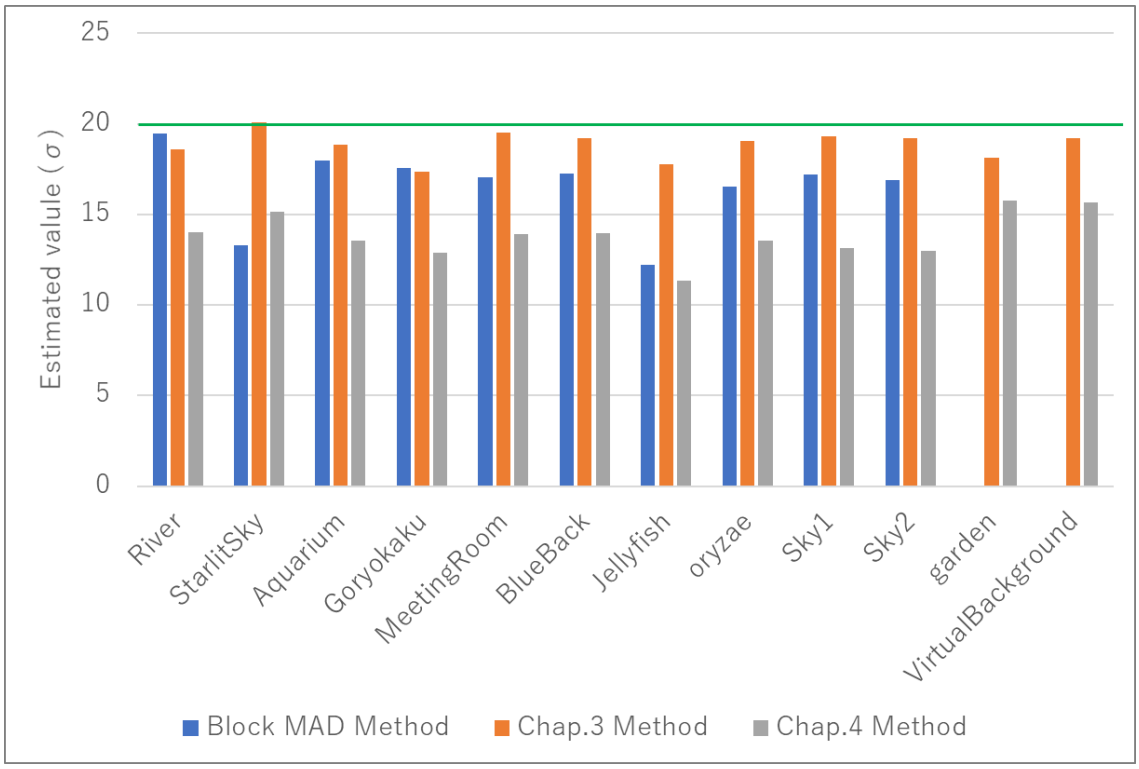


図 4.19 12 種類の画像の推定結果（σ=20）

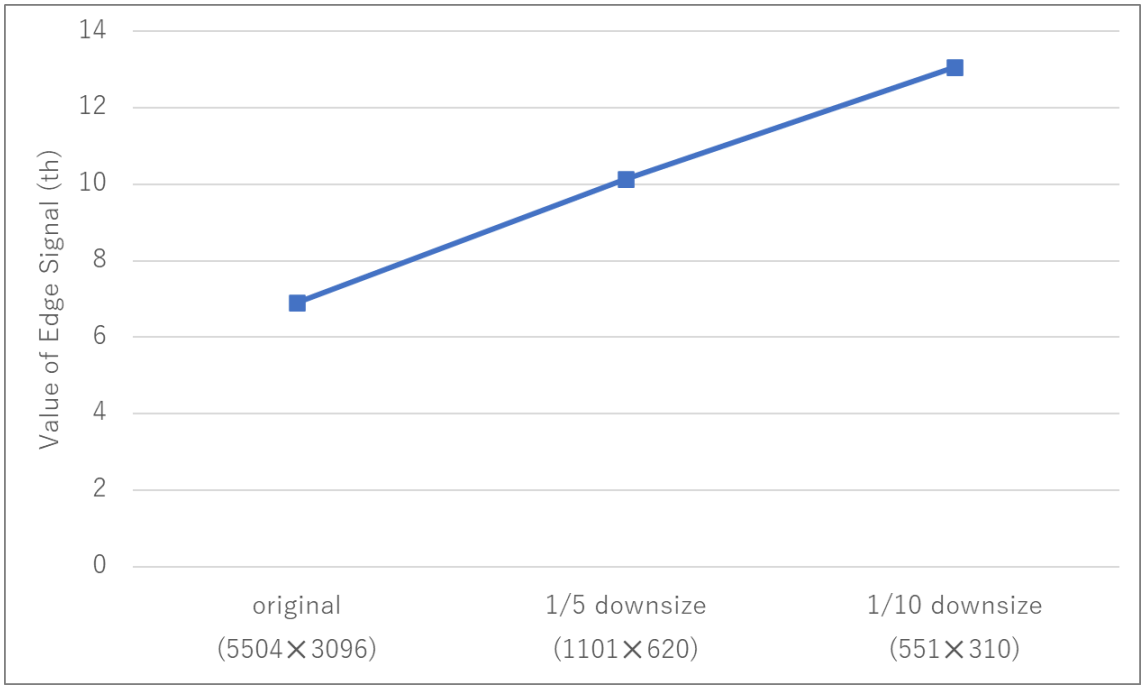


図 4.20　Aquarium の画像サイズによるエッジや細部信号の含有量 th の変化

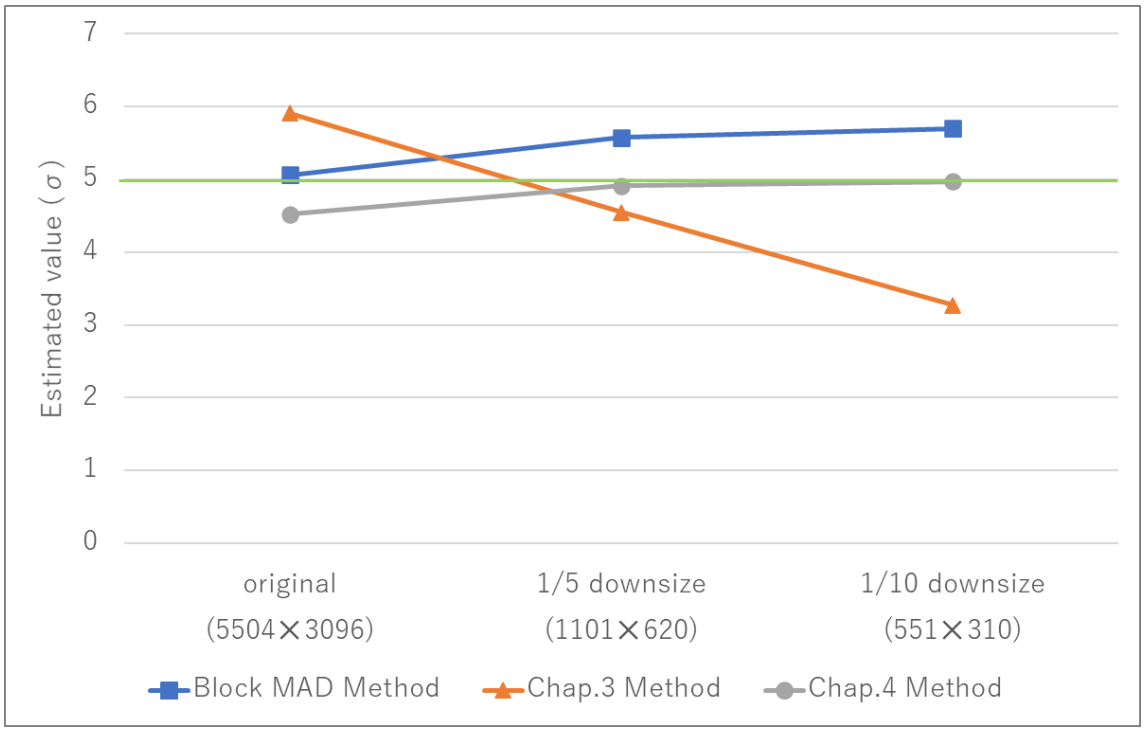


図 4.21　Aquarium の画像サイズによる雑音の推定値の変化（σ =5）

以上より提案する方法は一般的な自然画像において画像のエッジや細部信号の状態を鑑みて重畳している低レベルガウス雑音の標準偏差の推定を第 3 章の推定法と比べ精度良く推定可能であることが確認できた．よって本章で提案した推定法と第 3 章の推定法を組み合わせることで幅広いガウス雑音の標準偏差の推定が可能であると考えられる．

また図 4.22 に低レベルガウス雑音$\sigma = 5$が重畳した画像 39 種類（図 4.4，図 4.6）について平均値フィルタ，ガウシアンフィルタを施した結果と本章で提案した推定法をウィナーフィルタ[56]に適用し，客観的画質評価である PSNR によって比較した結果を示す．図 4.22 から雑音除去の性能が優れているのは本章で提案した推定法を適用したウィナーフィルタであり，平均値フィルタと比べて約 4.98dB，ガウシアンフィルタと比べて 3.27dB それぞれ画像全体の PSNR の平均が大きく，低レベルガウス雑音においても雑音推定が有効であることが分かった．なお，より詳細なデータの提示や考察等は第 5 章にて行う．

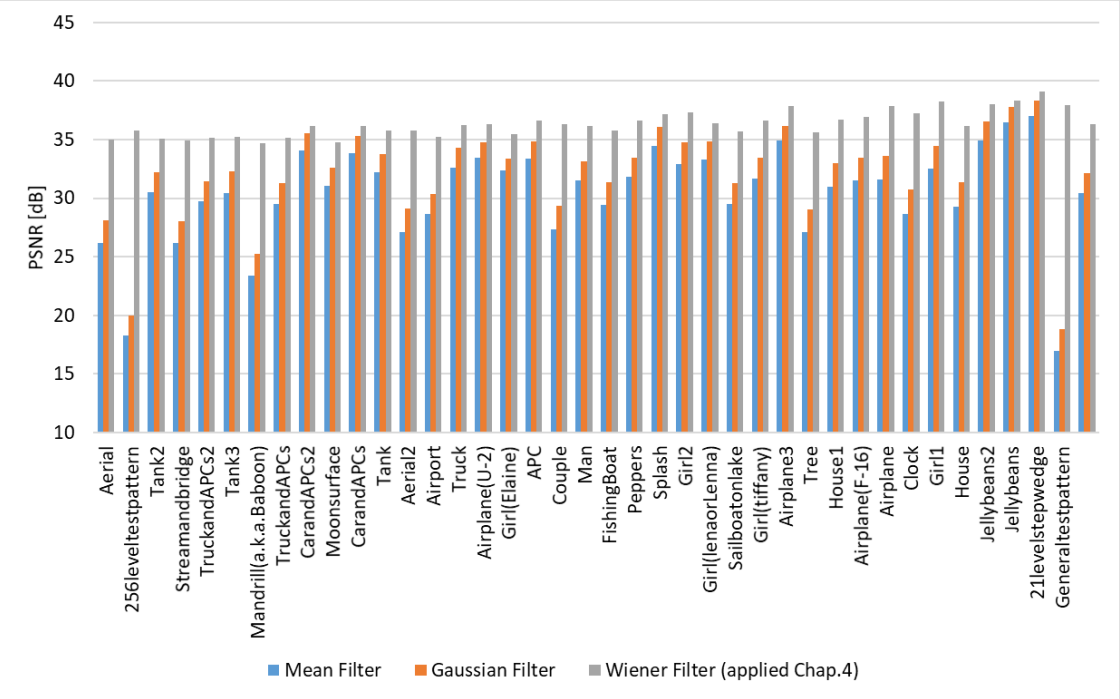


図 4.22　各種フィルタの PSNR の比較（σ=5）

4.4 まとめ

本章では第 3 章の推定法の問題点であった低レベルガウス雑音におけるガウス雑音の標準偏差の推定精度を，ガウス雑音の再重畳による推定法の推定値と雑音除去フィルタを用いた推定法の推定値をファジー集合によって画像中のエッジや細部信号の含有量から適切な係数を与える方法を提案した．提案する方法を種々の画像に適用することで$\sigma = 5$，7の低レベルガウス雑音に対してはそれぞれ 12.12%，11.83%の推定誤差となった．一方で，$\sigma = 9$以上のガウス雑音が重畳している場合には第 3 章の推定法や従来法である PCA を用いた推定法が適していることも確認した．

以上より，未知の画像に対しては基本的に第 3 章で提案した推定法によってガウス雑音を推定し，その結果$\sigma = 10$未満の場合には本章で提案した推定法によってガウス雑音を推定することで精度良くガウス雑音を推定することが可能であると考えられる．しかしながら，$\sigma = 10$に近い低レベルガウス雑音の場合において第 3 章の推定法と本章で提案した推定法のどちらが優れているか厳密に決めることは難しいため，さらなる改良が必要であると考えられる．

第５章
雑音除去フィルタへの適用

5 雑音除去フィルタへの適用

5.1 緒言

撮像素子が画像を取得する際に，暗電流や熱または電子回路の影響によりガウス雑音が重畳する．ガウス雑音に有効な雑音除去フィルタとして，ウィナーフィルタやデータ依存型フィルタなどが提案されおり，画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差をパラメータとしてフィルタ処理に用いられるため，効果的に雑音を除去するためには画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差の推定が必要である [37].

ガウス雑音が重畳した画像からガウス雑音の標準偏差を推定する方法として Liu らの PCA に基づいた方法 [36]や第 3 章で提案した画像の変化成分に基づいた推定法や第 4 章の低レベルガウス雑音における推定法などが存在する．Liu らの方法は推定精度は良好なものの繰り返し処理を用いるため計算量が多いという問題がある．一方で，第 3 章の推定法は画像をブロックに分割し，平坦部であろうブロックにロバスト推定法である MAD（Median Absolute Deviation）に基づく方法で推定し，エッジや細部信号からなる画像性質パラメータによってその推定値を正しい値へと補正する方法である．しかしながら，第 3 章の推定法は画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差が 10 以上である場合には精度良く推定できるものの，重畳しているガウス雑音の標準偏差が 10 未満の低レベルガウス雑音には画像の種類によって推定精度が良好でない場合があった．第 4 章では低レベルガウス雑音において 2 つの推定方法の推定値をファジー集合によって割合を制御する方法を提案し雑音の推定精度の向上を確認した．第 3 章および第 4 章では雑音の推定精度の向上は確認したものの，雑音の推定精度が画像処理に及ぼす影響を検証することができていない．

本章ではガウス雑音の標準偏差の推定精度が画像処理に及ぼす影響を雑音除去フィルタであるウィナーフィルタを用いて検証する．39 種類の画像に対して様々なσのガウス雑音を重畳させ，各推定法で推定されたガウス雑音の標準偏差をウィナーフィルタに適用し，客観的画質評価である PSNR によって比較検討を行い，高レベルガウス雑音から低レベルガウス雑音までの雑音の推定精度の向上と雑音除去フィルタの性能の向上について検証する．

5.2 雑音除去フィルタ

雑音除去フィルタにおいて雑音情報を扱うものとして，εフィルタや TV フィルタ，NL-Means フィルタ(Non Local Means フィルタ)など様々なフィルタが挙げられる．εフィルタにおいては重畳している雑音の振幅に応じてεを調整する必要がある．また，TV フィルタにおいては平滑化パラメータλを算出する際の形状情報に画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差が必要となる．さらに，NL-Means では画像に重畳しているガウス雑音の影響によってブロック間の類似度が正確に計算できない場合があるため，ブロック間の類似度を計算する際に画像に重畳しているガウス雑音の標準偏差を考慮する方法が提案されている．このように，多くの雑音除去フィルタにおいてガウス雑音の標準偏差がパラメータとして用いられている．本章ではガウス雑音の標準偏差の推定精度が雑音除去フィルタの性能向上の効果を確認するためにウィナーフィルタによって比較検討を行う．

ウィナーフィルタは雑音の除去やぼけの復元に用いられるフィルタであり，理想画像と復元画像の平均二乗誤差を最小にするように設計されているフィルタである．ウィナーフィルタは図 5.1 に示す復元モデルによって表される．$u(x,y)$は理想画像であり，$h()$はレンズによるぼけを表した点拡がり関数(PSF)であり，$n(x,y)$は雑音であり，$u_0(x,y)$は劣化画像である．よって，劣化モデルは$u_0(x,y) = u(x,y)h() + n(x,y)$と表すことができる．ウィナーフィルタは理想画像$u(x,y)$と復元画像$\hat{u}(x,y)$の平均二乗誤差が最小となる最適な線形フィルタ$M(u,v)$を求める必要がある．

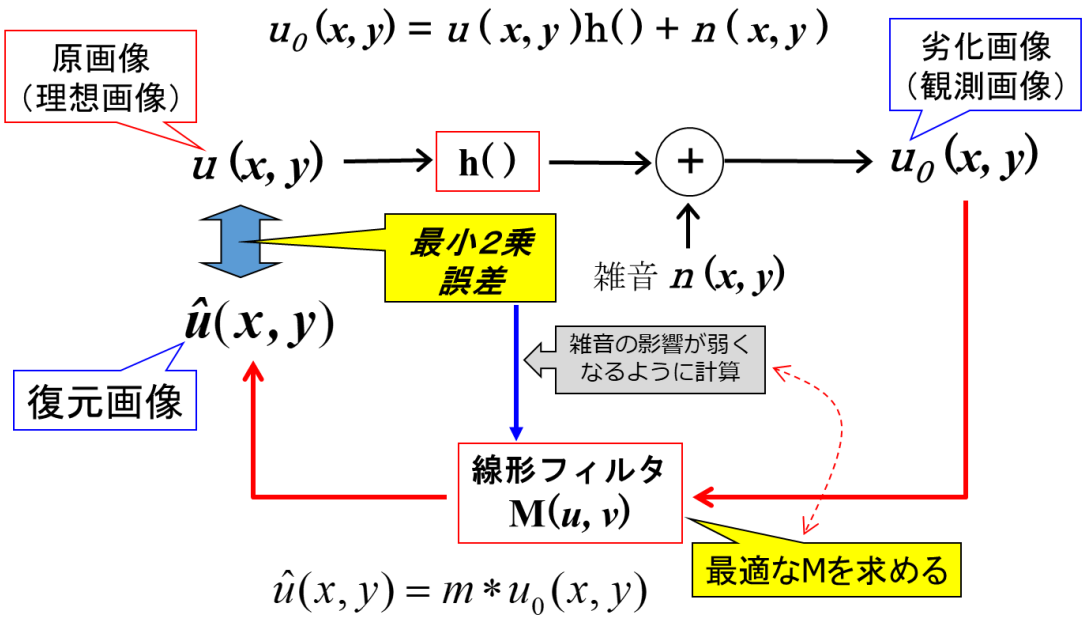


図 5.1 ウィナーフィルタの復元モデル

画像の PSF と雑音による劣化モデルは式(5.1)で表すことができる．

$$g(x,y) = \iint h(x-\alpha, y-\beta) \cdot f(\alpha,\beta) d\alpha d\beta + n(x,y) \tag{5.1}$$

式(5.1)において，$g(x,y)$は劣化画像，$h(x-\alpha, y-\beta)$は PSF，$f(\alpha,\beta)$は理想画像，$n(x,y)$は雑音である．ウィナーフィルタは式(5.2)に示すように理想画像と復元画像の平均二乗誤差が最小となる復元画像$\hat{f}(x,y)$を推定する必要がある．

$$e^2 = E\left\{\left[f(x,y) - \hat{f}(x,y)\right]^2\right\} \tag{5.2}$$

復元画像$\hat{f}(x,y)$は式(5.3)によって表され，劣化画像$g(\alpha,\beta)$に対して線形フィルタ$m(x,y)$を適用することで復元画像$\hat{f}(x,y)$が求められる．

$$\hat{f}(x,y) = \iint m(x-\alpha, y-\beta) \cdot g(\alpha,\beta) d\alpha d\beta \tag{5.3}$$

式(5.3)における復元画像$\hat{f}(x,y)$を式(5.2)に適用すると式(5.4)および式(5.5)が得られる．

$$e^2 = E\left\{\left[f(x,y) - \iint m(x-\alpha, y-\beta) \cdot g(\alpha,\beta) d\alpha d\beta\right]^2\right\} \tag{5.4}$$

$$\iint m(x-\alpha, y-\beta) \cdot E\{g(\alpha,\beta) \cdot g(k,l)\} d\alpha d\beta = E\{f(x,y) \cdot g(k,l)\} \tag{5.5}$$

式(5.5)において，$E\{g(\alpha,\beta) \cdot g(k,l)\}$の自己相関を$R_{gg}$，$E\{f(x,y) \cdot g(k,l)\}$の相互相関を$R_{fg}$とすると式(5.6)が得られる．

$$\iint m(x-\alpha, y-\beta) \cdot R_{gg} d\alpha d\beta = R_{fg} \tag{5.6}$$

式(5.6)をフーリエ変換することで式(5.7)が得られ，これを展開すると式(5.8)が得られる．

$$M(u,v) \cdot S_{gg} = S_{fg} \tag{5.7}$$

$$M(u,v)=\frac{S_{fg}}{S_{gg}} \tag{5.8}$$

$$E[f(x,y)\cdot g(x,y)]=\iint h(x-\alpha,y-\beta)\cdot E[f(x,y)\cdot f(\alpha,\beta)]d\alpha d\beta+f(x,y)\cdot n(x,y) \tag{5.9}$$

式(5.9)において，画像と雑音は無相関かつ平均が 0 であるため$f(x,y)\cdot n(x,y)$は 0 となる．自己相関をR_{ff}，相互相関をR_{fg}とすると式(5.10)が得られる．

$$R_{fg}=\iint h(x-\alpha,y-\beta)\cdot R_{ff}d\alpha d\beta \tag{5.10}$$

式(5.10)をフーリエ変換すると式(5.11)が得られる．

$$S_{fg}(u,v)=H^{*}(u,v)\cdot S_{ff}(u,v) \tag{5.11}$$

同様に，自己相関の式をフーリエ変換すると式(5.12)が得られる．

$$S_{gg}(u,v)=|H(u,v)|^{2}\cdot S_{ff}(u,v)+S_{nn}(u,v) \tag{5.12}$$

よって，以上からウィナーフィルタは式(5.13)で定義することができる．

$$M(u,v)=\frac{S_{fg}}{S_{gg}}=\frac{H^{*}(u,v)\cdot S_{ff}(u,v)}{|H(u,v)|^{2}\cdot S_{ff}(u,v)+S_{nn}(u,v)}=\frac{1}{H(u,v)}\cdot\frac{|H(u,v)|^{2}}{|H(u,v)|^{2}+\frac{S_{nn}(u,v)}{S_{ff}(u,v)}} \tag{5.13}$$

式(5.13)において，$S_{ff}(u,v)$は理想画像のパワースペクトル，$S_{nn}(u,v)$は雑音のパワースペクトルである．つまり，ウィナーフィルタに対してガウス雑音の標準偏差の推定値は$S_{nn}(u,v)$に適用されることになる．よって画像に重畳している雑音が正確に推定可能であれば，ウィナーフィルタの係数は雑音の影響が極力小さくなるように働き，結果として理想画像に近い復元画像が導き出せると考えられる．

雑音除去フィルタの性能比較としてよく用いられる指標として式(5.14)に示す客観的画質評価である PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)が存在する．PSNR は式(5.15)に示す平均二乗誤差である MSE(Mean Squared Error)から定義されている．

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \frac{{MAX_I}^2}{MSE} = 20 \cdot \log_{10} \frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}} \tag{5.14}$$

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \left(I(i,j) - K(i,j) \right)^2 \tag{5.15}$$

画像サイズが$m \times n$である画像I, Kにおいて画像Iと画像Kの各画素間の差分の二乗したものの画像全体の平均が平均二乗誤差である．MAX_Iは画像Iが取りうる最大の画素値を表している．今回使用する画像はすべて 8bit のグレースケール画像であるため画素値の範囲は 0 から 255 であるため，$MAX_I = 255$となる．

雑音除去フィルタの性能比較においては画像Iは理想画像，画像Kは雑音によって劣化した画像に雑音除去フィルタを適用した画像となるため，雑音除去フィルタを適用した画像が理想画像に近ければ近いほど MSE は小さくなり結果として PSNR は大きくなり画質が良いと言える．つまり，雑音除去フィルタの性能は PSNR が大きい方が性能が良いと言える．

以上が今回の比較に用いる雑音除去フィルタのウィナーフィルタと客観的画質評価である PSNR の概要である．これらを用いる理由としてウィナーフィルタは古典的なフィルタであり平均二乗誤差を最小にするように設計されているフィルタであり, 客観的画質評価である PSNR は同じく平均二乗誤差から算出され平均二乗誤差が小さければ小さいほど画質が良いと判断されるため，フィルタ性能の比較に適していると考えられる．

5.3 使用するウィナーフィルタ

一般的なウィナーフィルタは雑音除去とぼけの復元に用いられるフィルタであるが，今回は純粋なガウス雑音の除去の比較であるため，ぼけの復元は行わない．したがって，式(5.16)に示す雑音除去のみを対象とした適応型ウィナーフィルタ [56]を使用する．各推定法によって推定されたガウス雑音の標準偏差の推定値をウィナーフィルタに適用し，第 4 章で使用した低レベルガウス雑音が重畳した図 4.4（p.66），図 4.6（p.72）の 39 種類の画像を用いて PSNR による比較を行う．

$$p = m_f + \frac{{\sigma_f}^2}{{\sigma_f}^2 + \widehat{\sigma_v}^2}\left(g - m_f\right) \tag{5.16}$$

式(5.16)において，pはフィルタ適用後の画素値を，m_fは局所領域の画素値の平均値を，${\sigma_f}^2$は局所領域の画素値の分散を，$\widehat{\sigma_v}^2$は画像に重畳しているガウス雑音の分散の推定値を，gは処理点の画素値を表す．各推定法よって推定されたガウス雑音の標準偏差の推定値は$\widehat{\sigma_v}^2$に適用されることになる．

使用する適応型ウィナーフィルタでは局所領域の画素値の平均m_fをベースに処理点の画素値gと局所領域の画素値の平均m_fとの差分を足すことでフィルタ後の画素値としている。この$g - m_f$は画像に対して一律に加算するのではなく局所領域の画素値の分散${\sigma_f}^2$と画像に重畳しているガウス雑音の分散の推定値$\widehat{\sigma_v}^2$によって 0 から 1 の範囲の割合によって制御されている．この 0 から 1 の割合は形状情報として定義されており，ガウス雑音の分散の推定値$\widehat{\sigma_v}^2$が局所領域の画素値の分散${\sigma_f}^2$より大きい場合には 0 となるため形状情報は平坦部と判断され単純な平滑化がかかる．一方で，ガウス雑音の分散の推定値$\widehat{\sigma_v}^2$が局所領域の画素値の分散${\sigma_f}^2$より小さい場合には局所領域の分散${\sigma_f}^2$の大きさとガウス雑音の分散の推定値$\widehat{\sigma_v}^2$の値に応じて 0 から 1 の範囲で形状情報が変化する．ガウス雑音の分散の推定値$\widehat{\sigma_v}^2$を一定とした場合に，局所領域の分散${\sigma_f}^2$が大きくなれば形状情報は 1 に近づきその局所領域はエッジや細部信号と判断されるため，フィルタ後の画素値は処理点の画素値に近づくためエッジや細部信号といった高周波数成分が保持されるようになる．このガウス雑音の分散の推定値$\widehat{\sigma_v}^2$が真値より小さいものが適用された場合は，形状情報はエッジや細部信号と判断されやすくなり結果として平滑化作用が弱まり雑音除去が十分でなくなる．一方で，ガウス雑音の分散の推定値$\widehat{\sigma_v}^2$が真値より大きいものが適用された場合は，形状情報は平坦部と判断されやすくなり結果として平滑化作用が強くなり雑音は除去できるものの，エッジや細部信号といった高周波数成分が失われやすくなってしまう．よって，ガウス雑音の分散が真値に近くなるとエッジや細部信号といった高周波数成分を保持しつつ，十分な雑音除去が可能になると考えられる．

5.4 適用例

ここでは，5.3 で示したウィナーフィルタに対してガウス雑音の標準偏差の推定値を適用し，客観的画質評価である PSNR の比較によってガウス雑音の標準偏差の推定精度の向上が雑音除去フィルタの性能の向上につながることを明らかにする．5.4.1 では第 3 章の画像の変化成分に基づいた推定法の検証を行い，特に$\sigma = 10$以上のガウス雑音に着目する．また，5.4.2 では第 4 章の低レベルガウス雑音における推定法の検証を行い，特に$\sigma = 10$未満の低レベルガウス雑音に着目する．

5.4.1 第 3 章の画像の変化成分に基づいた推定法

式(5.16)のウィナーフィルタを種々の雑音（$\sigma = 5,10,20,30$）が重畳した図 4.4（p.66），図 4.6（p.72）の 39 種類の画像に適用し，PSNR によって比較する．図 5.2 に 39 種類の画像の PSNR の平均をグラフのよって比較した図を示す．また，図 5.3，図 5.4 図 5.5 図 5.6 に$\sigma = 5,10,20,30$の PSNR をグラフによって比較した図をそれぞれ示す．さらに，表 5.1 に$\sigma = 5,10,20,30$の PSNR の数値をまとめたものを示す．

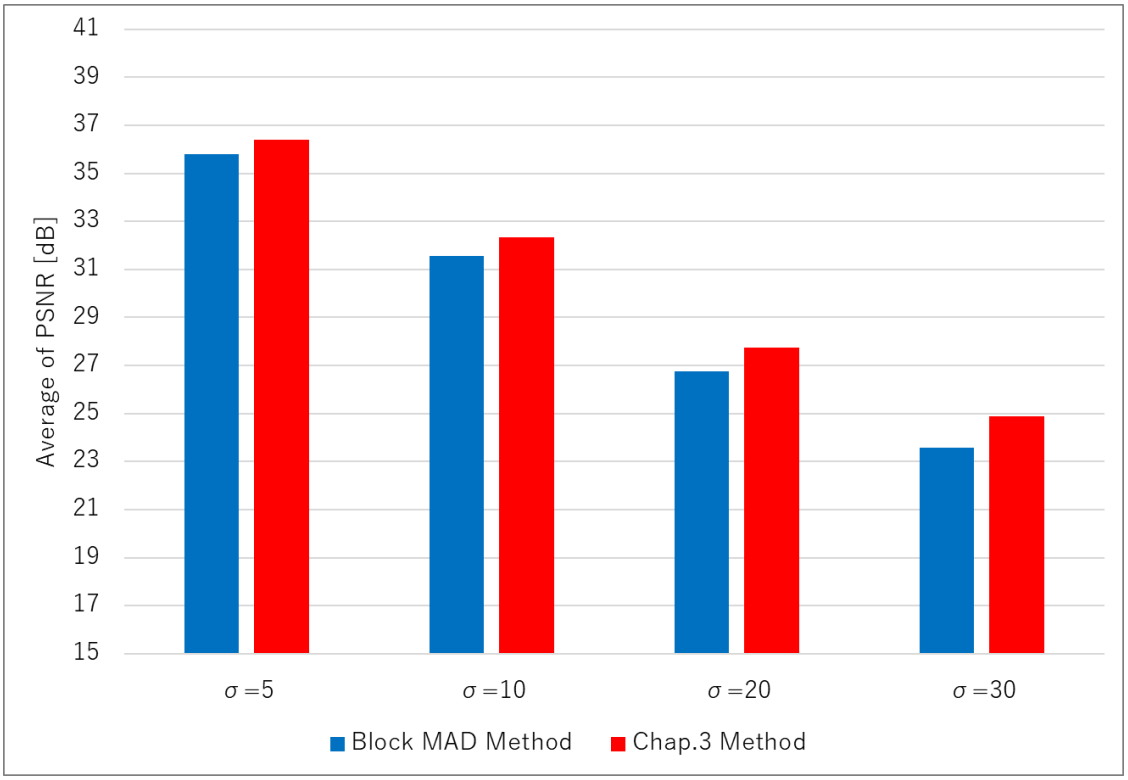


図 5.2 画像全体の PSNR の平均

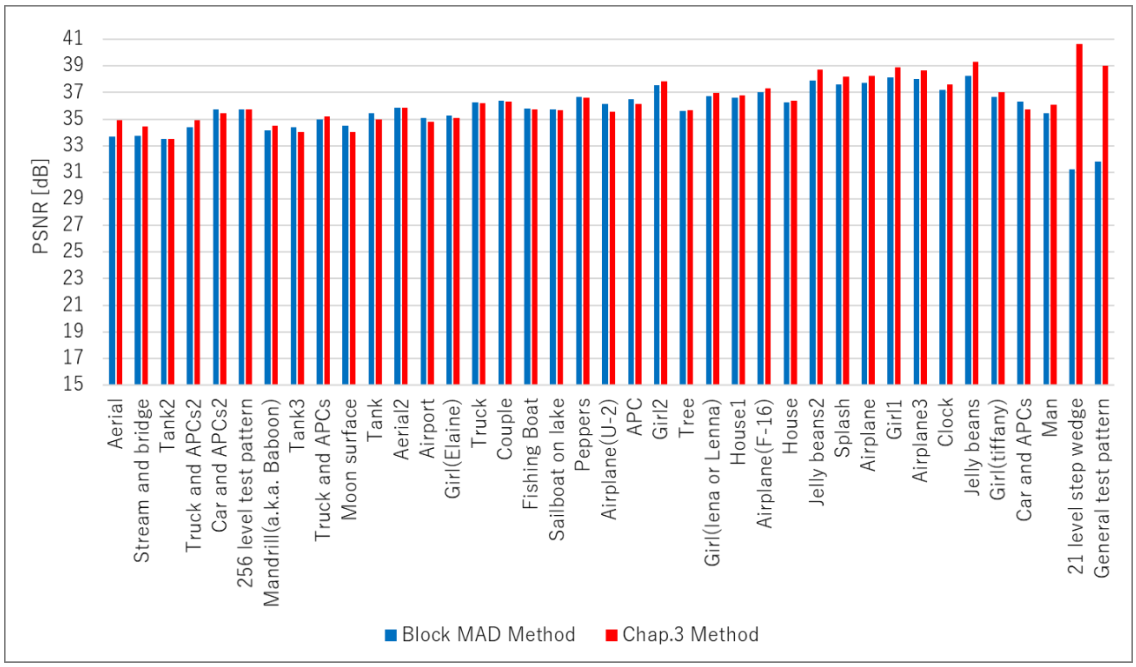


図 5.3 σ=5 のときの PSNR の比較

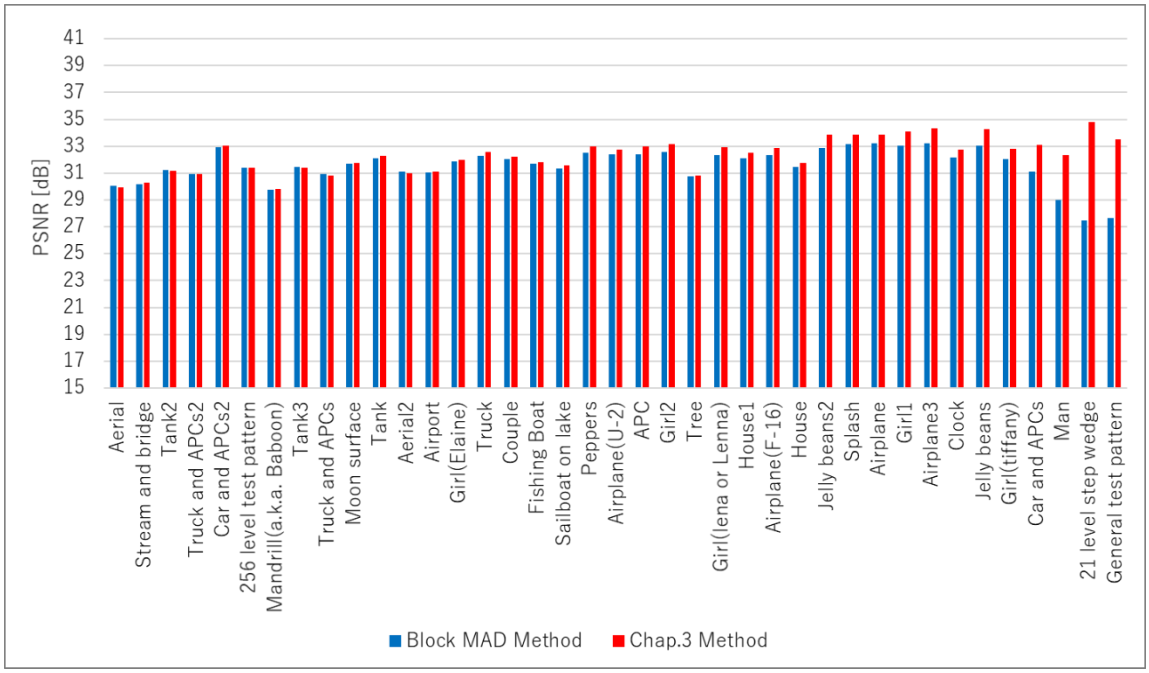


図 5.4 σ=10 のときの PSNR の比較

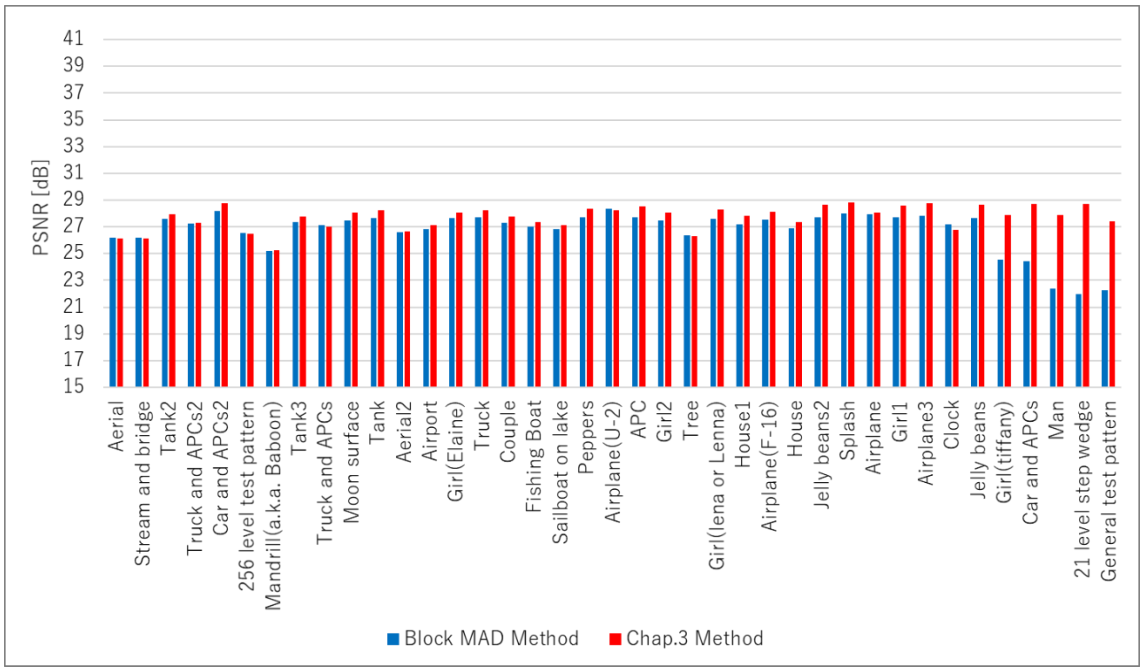


図 5.5 σ =20 のときの PSNR の比較

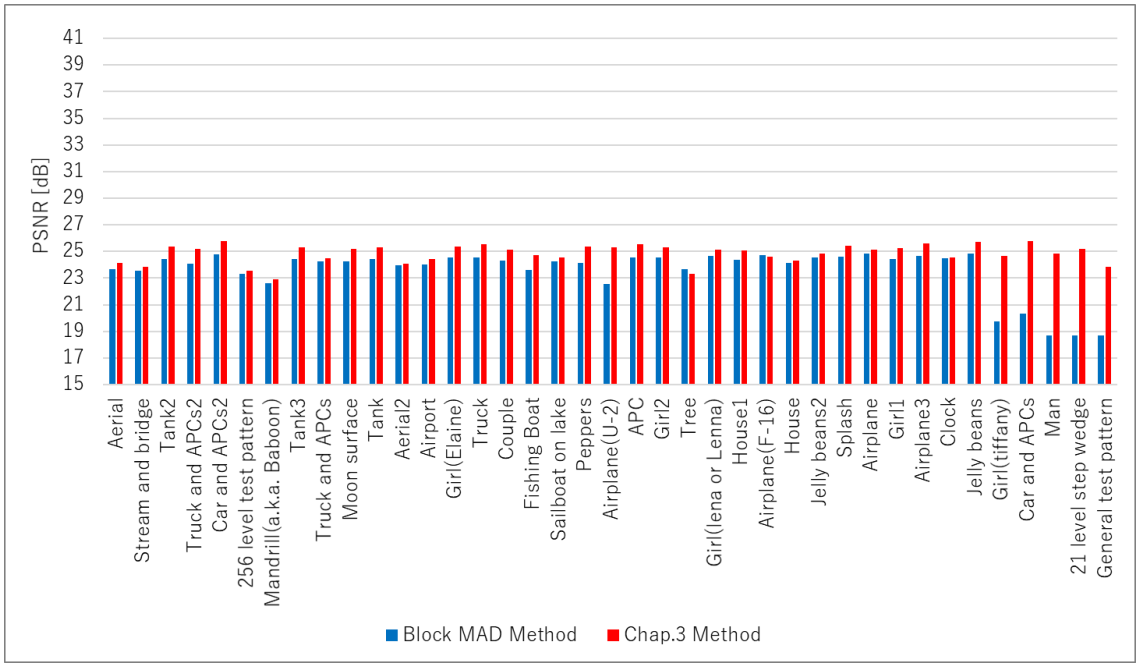


図 5.6 σ =30 のときの PSNR の比較

表 5.1 PSNR の比較

	$\sigma=5$		$\sigma=10$		$\sigma=20$		$\sigma=30$	
	Block MAD Method	Chap.3 Method	Block MAD Method	Chap.3 Method	Block MAD Method	Chap.3 Method	Block MAD Method	Chap.3 Method
Aerial	33.71	34.93	30.05	29.94	26.21	26.16	23.70	24.17
Stream and bridge	33.78	34.46	30.17	30.28	26.18	26.11	23.53	23.85
Tank2	33.51	33.50	31.21	31.17	27.61	27.95	24.41	25.36
Truck and APCs2	34.39	34.94	30.95	30.96	27.24	27.31	24.07	25.21
Car and APCs2	35.73	35.45	32.94	33.07	28.19	28.79	24.80	25.79
256 level test pattern	35.75	35.75	31.43	31.43	26.52	26.49	23.30	23.54
Mandrill(a.k.a. Baboon)	34.16	34.49	29.78	29.80	25.21	25.23	22.64	22.94
Tank3	34.37	34.05	31.45	31.43	27.39	27.80	24.46	25.29
Truck and APCs	34.97	35.19	30.93	30.85	27.13	27.02	24.24	24.47
Moon surface	34.53	34.02	31.71	31.76	27.50	28.04	24.27	25.18
Tank	35.44	35.00	32.12	32.26	27.65	28.24	24.43	25.31
Aerial2	35.85	35.83	31.11	31.02	26.62	26.69	23.98	24.07
Airport	35.10	34.77	31.06	31.14	26.82	27.15	24.03	24.45
Girl(Elaine)	35.28	35.08	31.85	31.97	27.68	28.07	24.58	25.37
Truck	36.27	36.22	32.29	32.57	27.72	28.21	24.52	25.52
Couple	36.36	36.34	32.04	32.25	27.32	27.74	24.33	25.12
Fishing Boat	35.80	35.77	31.69	31.83	27.01	27.34	23.64	24.75
Sailboat on lake	35.74	35.69	31.34	31.56	26.84	27.13	24.28	24.54
Peppers	36.66	36.59	32.50	32.98	27.70	28.36	24.13	25.37
Airplane(U-2)	36.13	35.59	32.41	32.73	28.36	28.23	22.57	25.32
APC	36.52	36.14	32.41	32.99	27.71	28.51	24.55	25.52
Girl2	37.56	37.83	32.58	33.17	27.50	28.07	24.53	25.31
Tree	35.65	35.66	30.75	30.84	26.39	26.30	23.66	23.33
Girl(lena or Lenna)	36.71	36.98	32.34	32.91	27.60	28.28	24.65	25.15
House1	36.63	36.80	32.12	32.54	27.20	27.84	24.38	25.10
Airplane(F-16)	37.04	37.35	32.33	32.88	27.52	28.15	24.72	24.59
House	36.24	36.37	31.45	31.78	26.91	27.36	24.16	24.29
Jelly beans2	37.89	38.72	32.85	33.85	27.74	28.62	24.56	24.87
Splash	37.62	38.20	33.15	33.89	28.01	28.81	24.62	25.46
Airplane	37.76	38.26	33.19	33.89	27.92	28.09	24.85	25.15
Girl1	38.14	38.89	33.03	34.12	27.72	28.60	24.44	25.26
Airplane3	38.03	38.66	33.23	34.36	27.83	28.79	24.70	25.59
Clock	37.18	37.61	32.15	32.76	27.18	26.80	24.48	24.53
Jelly beans	38.25	39.31	33.03	34.26	27.68	28.64	24.85	25.75
Girl(tiffany)	36.70	37.05	32.05	32.78	24.53	27.86	19.75	24.64
Car and APCs	36.33	35.72	31.12	33.11	24.45	28.74	20.35	25.79
Man	35.46	36.07	29.00	32.36	22.39	27.86	18.70	24.85
21 level step wedge	31.24	40.67	27.50	34.78	21.99	28.72	18.69	25.20
General test pattern	31.81	39.04	27.64	33.50	22.24	27.42	18.68	23.84
Average of all images	35.80	36.38	31.56	32.35	26.75	27.73	23.57	24.87

図 5.2 から全体的に PSNR が向上しており, $\sigma = 5$において約 0.6dB, $\sigma = 10$において約 1.0dB, $\sigma = 20$において約 1.0dB，$\sigma = 30$において約 1.3dB それぞれ向上している．雑音の推定精度は雑音が大きくなるほどその推定精度が向上しているため，それに伴って PSNR も向上したと考えられる. 図 5.4 は$\sigma = 10$における各画像ごとの従来法であるブロック分割による推定法と第 3 章の推定法の PSNR を示したものある．図 5.4 において，21 level step wedge，256 level test pattern，Airplane(U-2)，Car and APCs，General test Pattern，Girl(tiffany)，Man はガウス雑音が重畳した際にオーバーフローやアンダーフローの影響が大きい画像であり，それ以外の画像ははオーバーフローやアンダーフローの影響が少ない，または無い画像である．オーバーフローやアンダーフローの影響が大きい画像において第 3 章の推定法によって PSNR が大きく向上していることが分かる．特に，21 level step wedge や General test Pattern などは第 3 章の推定法によるガウス雑音の推定精度が大きく向上している画像であり，第 3 章の推定法によるサブブロックの選択方法の変更の効果が大きいことが分かる．また，図 5.4 から多くの画像において PSNR が向上しており，第 3 章の推定法による画像毎の雑音の推定値の補正処理の効果が表れていることが分かる．

また，$\sigma = 5,10,20,30$のガウス雑音が重畳した図 4.4（p.66），図 4.6（p.72）の 39 種類の画像に対して，重畳しているガウス雑音の標準偏差の真値を式(5.16)のウィナーフィルタに適用し雑音除去を行った結果を確認する．図 5.7，図 5.8，図 5.9，図 5.10 にそれぞれ$\sigma = 5,10,20,30$のガウス雑音が重畳した画像に対して，ウィナーフィルタに真値を適用し雑音除去をしたときの PSNR とブロック分割を用いた推定法と第 3 章の推定法のそれぞれの推定値を適用し雑音除去したときの PSNR の差を示す.

図 5.8 から$\sigma = 10$において第 3 章の推定法の推定値と真値の PSNR の差はほとんど見られないことが分かる．一方で，ブロック分割による推定法と真値との PSNR の差は Peppers から次第に大きくなり，特に 21 level step wedge や General test pattern では PSNR が 5dB の差がある．これらは，第 3 章におけるブロック分割による推定法の推定値の誤差が Peppers から次第に大きくなっていることと関係しており，推定誤差大きくなると雑音除去に大きな影響を及ぼすと考えられる．図 5.7，図 5.9，図 5.10 からも同じような傾向が見られる．

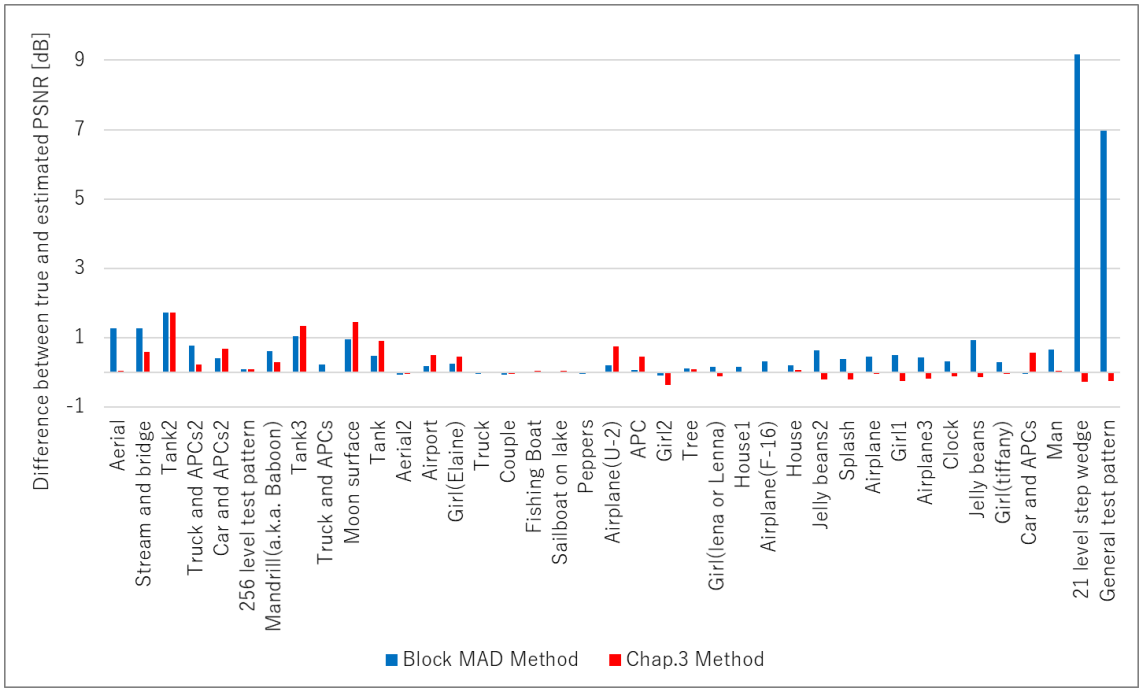


図 5.7　真値と推定値の PSNR の差（σ =5）

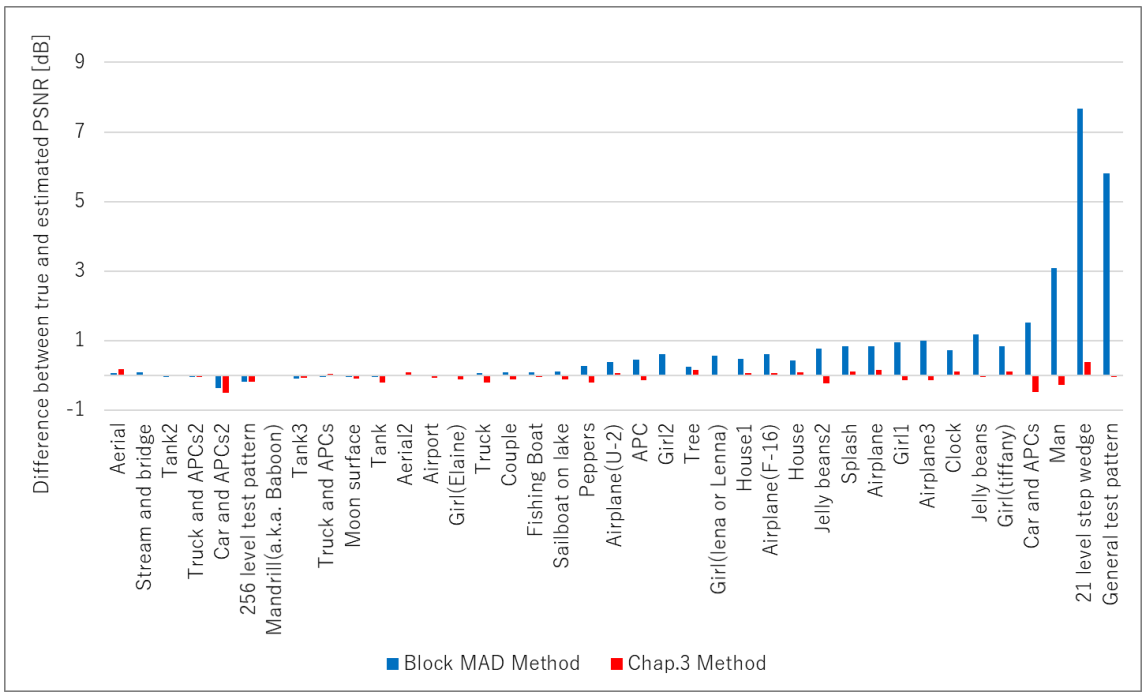


図 5.8　真値と推定値の PSNR の差（σ =10）

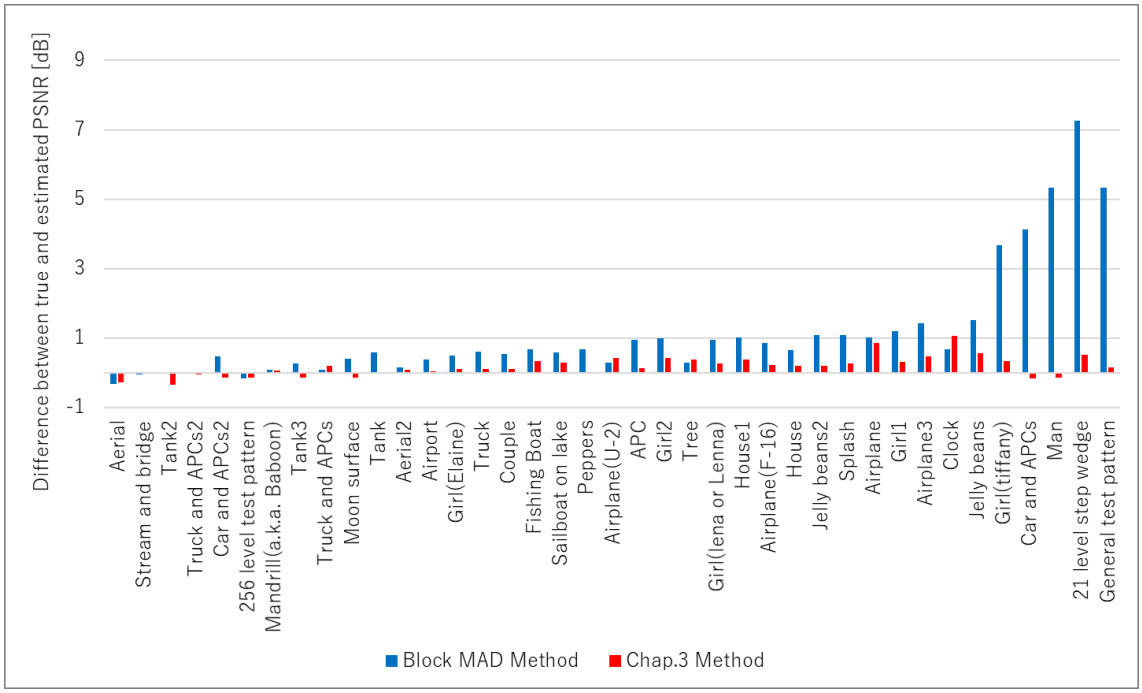


図 5.9　真値と推定値の PSNR の差（σ=20）

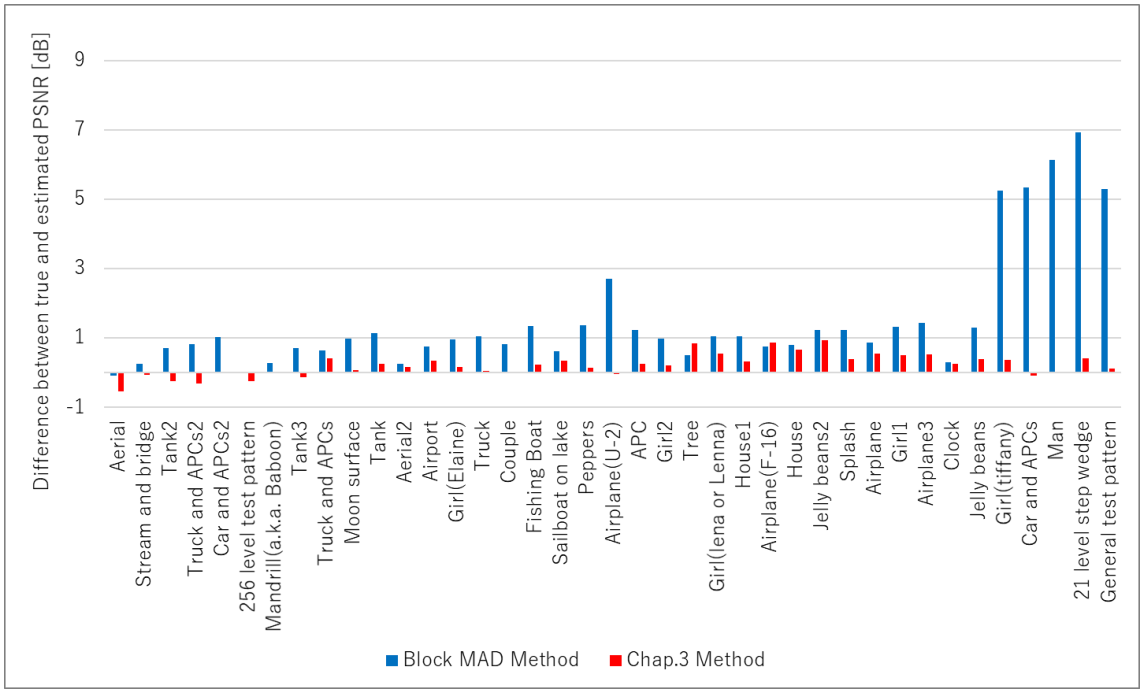


図 5.10　真値と推定値の PSNR の差（σ=30）

5.4.2 低レベルガウス雑音における推定法

ガウス雑音（$\sigma = 5,7,10$）が重畳した図 4.4（p.66），図 4.6（p.72）の 39 種類の画像に対して，PCA を用いた推定法 [36]，第 3 章の推定法，雑音除去フィルタを用いた推定法 [52]，第 4 章の推定法のそれぞれの推定値を適用した式(5.16)のウィナーフィルタを適用し，PSNR によって比較する．図 5.11 図 5.12 図 5.13 に$\sigma = 5,7,10$のそれぞれの PSNR の比較を示す．また，図 5.14 に $\sigma = 5,7,10$の画像全体の PSNR の平均の比較を示す. さらに, 表 5.2 表 5.3 表 5.4 に$\sigma = 5,7,10$のそれぞれの PSNR の数値をまとめたものを示す.

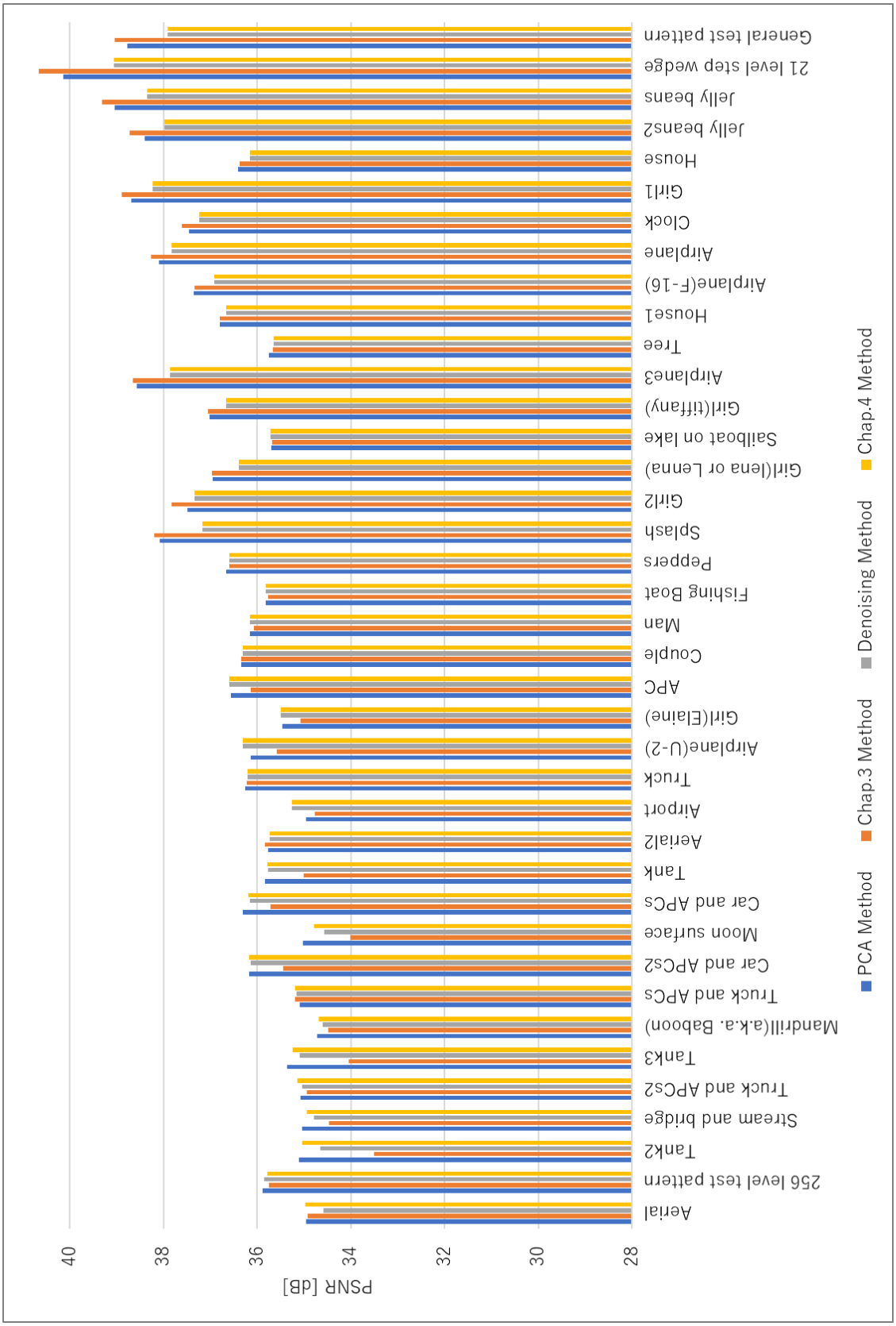


図 5.11 σ =5 における PSNR の比較

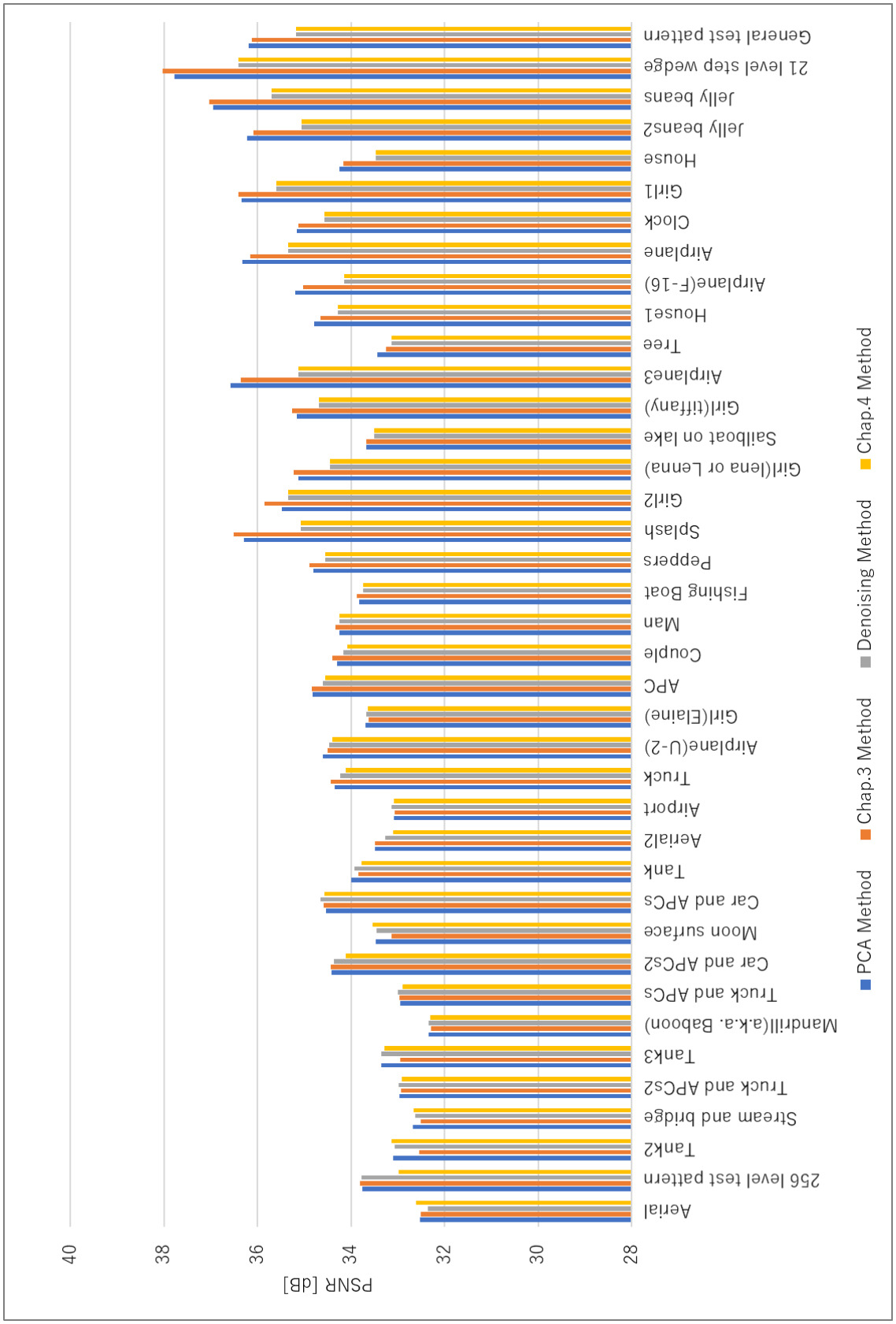


図 5.12 σ =7 における PSNR の比較

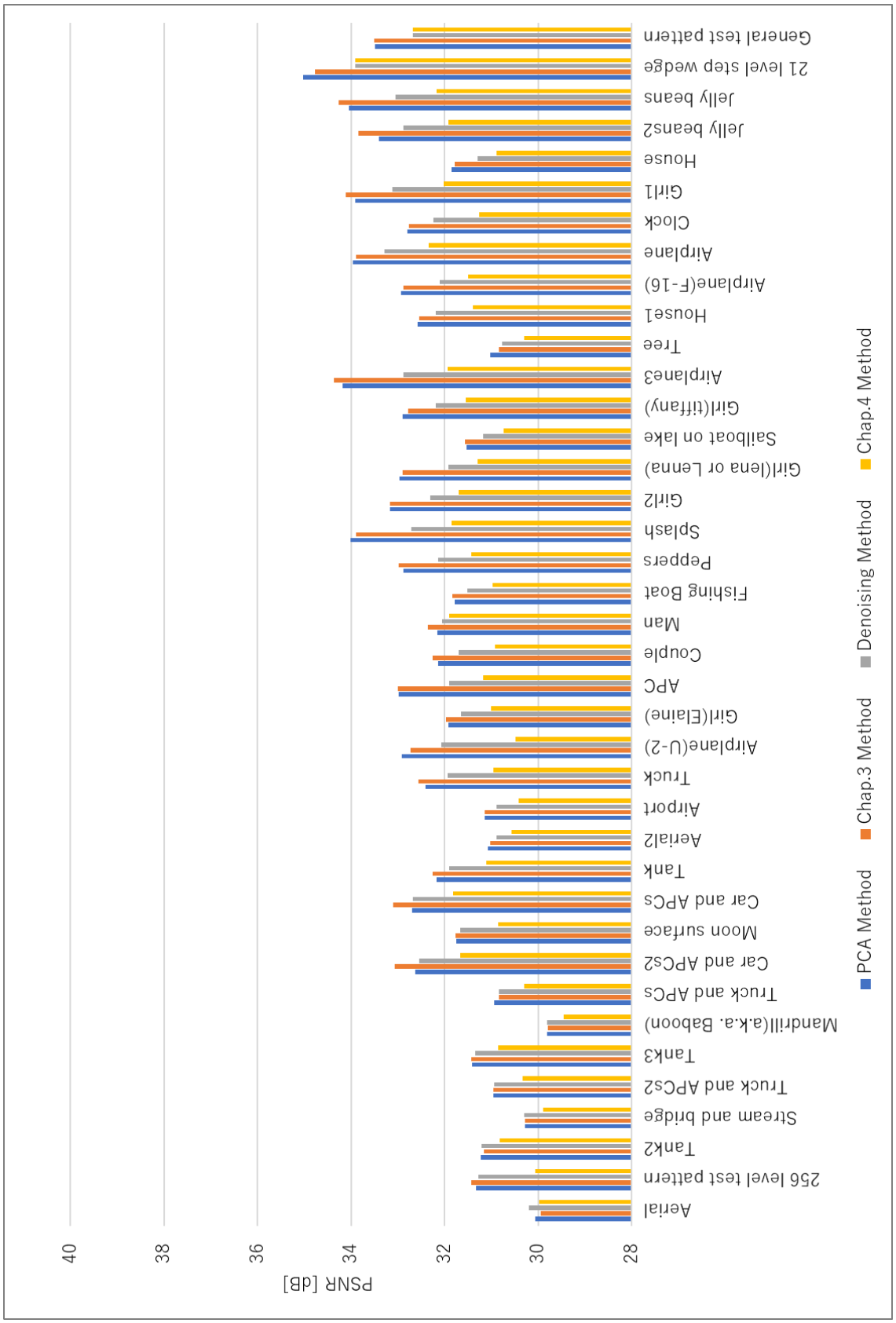


図 5.13 σ =10 における PSNR の比較

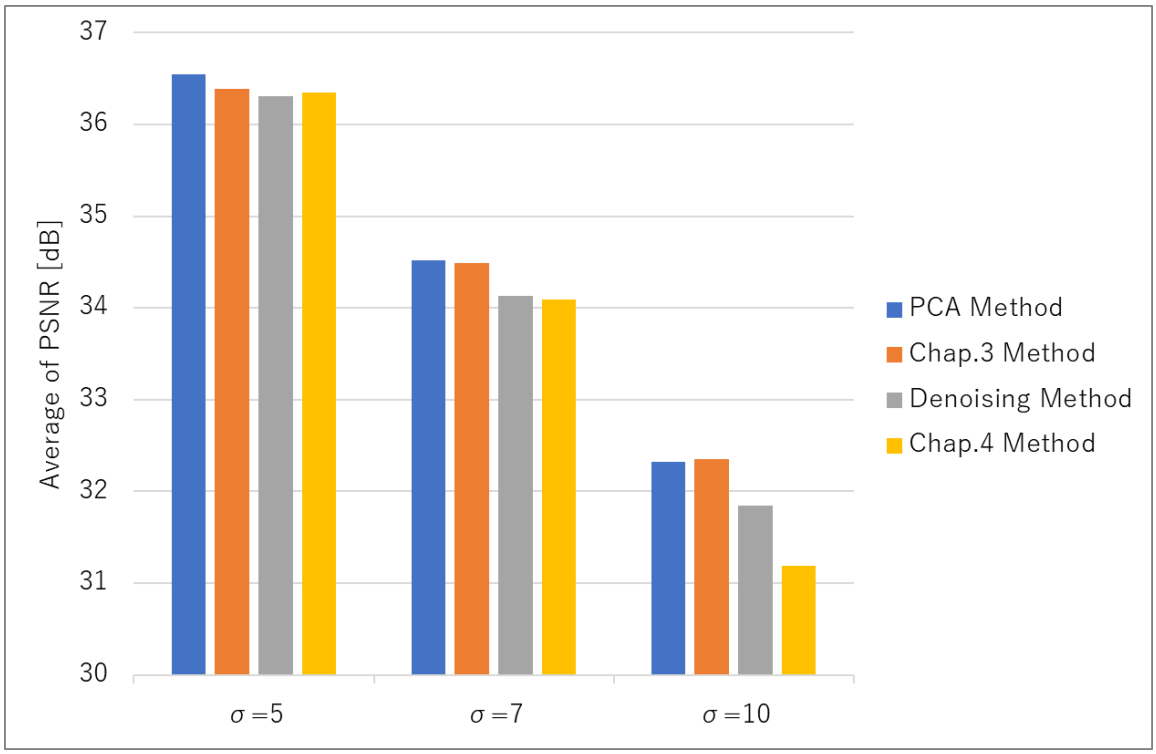


図 5.14　画像全体の PSNR の平均

表 5.2 σ=5 における PSNR の数値

	PCA Method	Chap.3 Method	Denoising Method	Chap.4 Method
Aerial	34.95	34.93	34.59	34.97
256 level test pattern	35.88	35.75	35.85	35.79
Tank2	35.11	33.50	34.66	35.05
Stream and bridge	35.04	34.46	34.78	34.94
Truck and APCs2	35.08	34.94	35.05	35.15
Tank3	35.37	34.05	35.09	35.24
Mandrill(a.k.a. Baboon)	34.73	34.49	34.60	34.69
Truck and APCs	35.10	35.19	35.17	35.19
Car and APCs2	36.17	35.45	36.14	36.17
Moon surface	35.03	34.02	34.56	34.79
Car and APCs	36.30	35.72	36.16	36.19
Tank	35.84	35.00	35.77	35.78
Aerial2	35.77	35.83	35.74	35.74
Airport	34.96	34.77	35.26	35.26
Truck	36.26	36.22	36.20	36.20
Airplane(U-2)	36.13	35.59	36.31	36.31
Girl(Elaine)	35.46	35.08	35.50	35.50
APC	36.56	36.14	36.59	36.59
Couple	36.33	36.34	36.32	36.32
Man	36.16	36.07	36.15	36.15
Fishing Boat	35.81	35.77	35.81	35.81
Peppers	36.66	36.59	36.60	36.60
Splash	38.08	38.20	37.17	37.17
Girl2	37.50	37.83	37.33	37.33
Girl(lena or Lenna)	36.95	36.98	36.40	36.40
Sailboat on lake	35.70	35.69	35.72	35.72
Girl(tiffany)	37.03	37.05	36.66	36.66
Airplane3	38.57	38.66	37.86	37.86
Tree	35.76	35.66	35.65	35.65
House1	36.79	36.80	36.67	36.67
Airplane(F-16)	37.36	37.35	36.91	36.91
Airplane	38.10	38.26	37.83	37.83
Clock	37.46	37.61	37.24	37.24
Girl1	38.69	38.89	38.23	38.23
House	36.41	36.37	36.16	36.16
Jelly beans2	38.40	38.72	37.98	37.98
Jelly beans	39.05	39.31	38.36	38.36
21 level step wedge	40.14	40.67	39.07	39.07
General test pattern	38.78	39.04	37.92	37.92

表 5.3 σ =7 における PSNR の数値

	PCA Method	Chap.3 Method	Denoising Method	Chap.4 Method
Aerial	32.53	32.52	32.36	32.61
256 level test pattern	33.76	33.81	33.78	32.98
Tank2	33.10	32.54	33.06	33.13
Stream and bridge	32.68	32.52	32.63	32.67
Truck and APCs2	32.97	32.93	32.98	32.92
Tank3	33.36	32.95	33.36	33.29
Mandrill(a.k.a. Baboon)	32.34	32.29	32.34	32.31
Truck and APCs	32.95	32.97	33.00	32.90
Car and APCs2	34.42	34.44	34.37	34.12
Moon surface	33.48	33.13	33.46	33.54
Car and APCs	34.53	34.59	34.65	34.56
Tank	33.99	33.85	33.93	33.77
Aerial2	33.49	33.50	33.27	33.10
Airport	33.08	33.06	33.13	33.09
Truck	34.34	34.43	34.23	34.11
Airplane(U-2)	34.60	34.49	34.46	34.41
Girl(Elaine)	33.70	33.62	33.67	33.64
APC	34.83	34.84	34.60	34.56
Couple	34.31	34.40	34.17	34.08
Man	34.24	34.33	34.25	34.25
Fishing Boat	33.82	33.88	33.75	33.75
Peppers	34.80	34.89	34.56	34.56
Splash	36.30	36.51	35.08	35.08
Girl2	35.48	35.85	35.35	35.35
Girl(lena or Lenna)	35.12	35.22	34.45	34.45
Sailboat on lake	33.68	33.68	33.51	33.51
Girl(tiffany)	35.15	35.26	34.69	34.69
Airplane3	36.58	36.37	35.12	35.12
Tree	33.44	33.26	33.13	33.13
House1	34.79	34.66	34.28	34.28
Airplane(F-16)	35.20	35.02	34.14	34.14
Airplane	36.32	36.16	35.34	35.34
Clock	35.16	35.12	34.57	34.57
Girl1	36.35	36.41	35.61	35.61
House	34.24	34.16	33.47	33.47
Jelly beans2	36.22	36.09	35.06	35.06
Jelly beans	36.95	37.04	35.69	35.69
21 level step wedge	37.77	38.04	36.42	36.42
General test pattern	36.19	36.13	35.17	35.17

表 5.4　σ =10 における PSNR の数値

	PCA Method	Chap.3 Method	Denoising Method	Chap.4 Method
Aerial	30.07	29.94	30.19	29.97
256 level test pattern	31.33	31.43	31.27	30.07
Tank2	31.23	31.17	31.21	30.83
Stream and bridge	30.29	30.28	30.30	29.90
Truck and APCs2	30.96	30.96	30.94	30.33
Tank3	31.41	31.43	31.34	30.86
Mandrill(a.k.a. Baboon)	29.81	29.80	29.80	29.46
Truck and APCs	30.93	30.85	30.84	30.30
Car and APCs2	32.63	33.07	32.55	31.67
Moon surface	31.75	31.76	31.67	30.86
Car and APCs	32.69	33.11	32.68	31.81
Tank	32.17	32.26	31.90	31.11
Aerial2	31.08	31.02	30.89	30.57
Airport	31.14	31.14	30.88	30.42
Truck	32.40	32.57	31.94	30.96
Airplane(U-2)	32.91	32.73	32.07	30.48
Girl(Elaine)	31.91	31.97	31.66	31.00
APC	32.98	32.99	31.91	31.18
Couple	32.14	32.25	31.71	30.92
Man	32.16	32.36	32.05	31.90
Fishing Boat	31.79	31.83	31.52	30.97
Peppers	32.89	32.98	32.14	31.42
Splash	34.01	33.89	32.71	31.86
Girl2	33.16	33.17	32.31	31.70
Girl(lena or Lenna)	32.97	32.91	31.92	31.30
Sailboat on lake	31.53	31.56	31.18	30.73
Girl(tiffany)	32.90	32.78	32.19	31.54
Airplane3	34.19	34.36	32.89	31.94
Tree	31.03	30.84	30.77	30.29
House1	32.58	32.54	32.18	31.40
Airplane(F-16)	32.93	32.88	32.10	31.50
Airplane	33.96	33.89	33.28	32.34
Clock	32.80	32.76	32.24	31.27
Girl1	33.91	34.12	33.11	32.02
House	31.85	31.78	31.30	30.90
Jelly beans2	33.40	33.85	32.89	31.91
Jelly beans	34.05	34.26	33.06	32.17
21 level step wedge	35.02	34.78	33.92	33.92
General test pattern	33.48	33.50	32.68	32.68

図 5.11 および表 5.2 から$\sigma = 5$において第 3 章の推定法と第 4 章の推定法を比較すると，第 3 章の推定法の PSNR が良い画像と第 4 章の推定法の PSNR が良い画像と分けることができる．第 4 章の推定法の PSNR が優れている画像を見るとエッジや細部信号が多く含まれている画像であることが分かる．そこで，第 4 章と同様に，エッジや細部信号の含有量 th を基にエッジや細部信号である画像とそうでない平坦部が多い画像と分けて PSNR の比較を行う．図 5.15 に各ガウス雑音におけるエッジや細部信号が多く含まれる画像の PSNR の平均を示す. また, 図 5.16 に各ガウス雑音における平坦部が多く含まれる画像の PSNR の平均を示す.

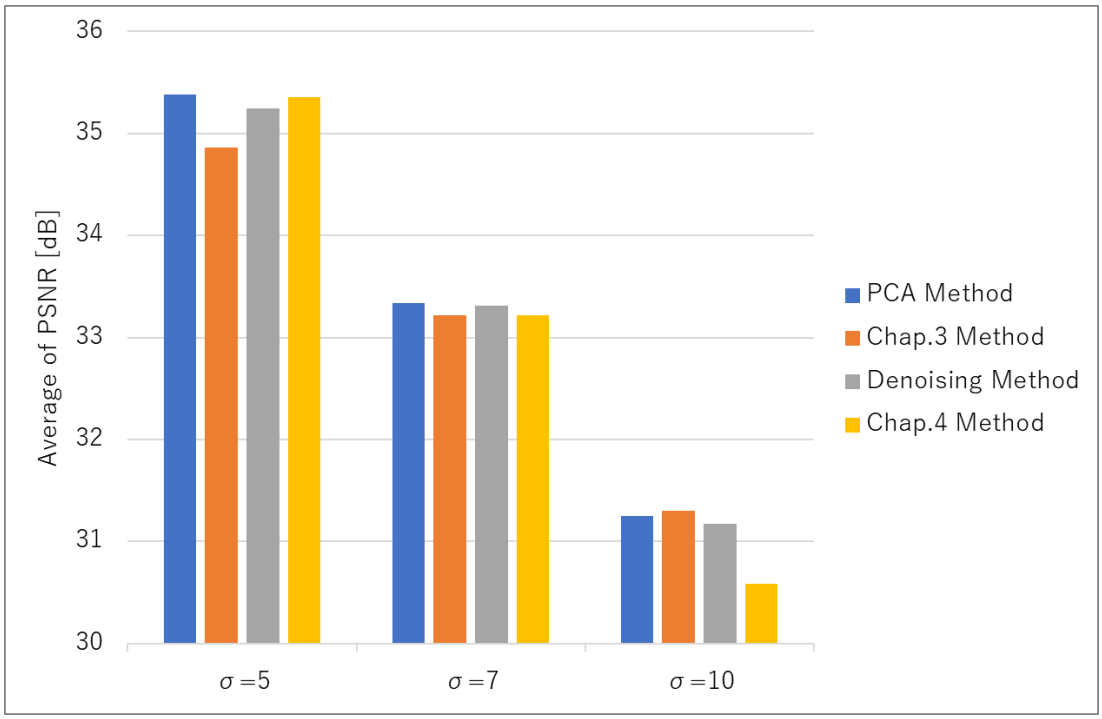


図 5.15　エッジや細部信号が多く含まれる画像における PSNR の平均

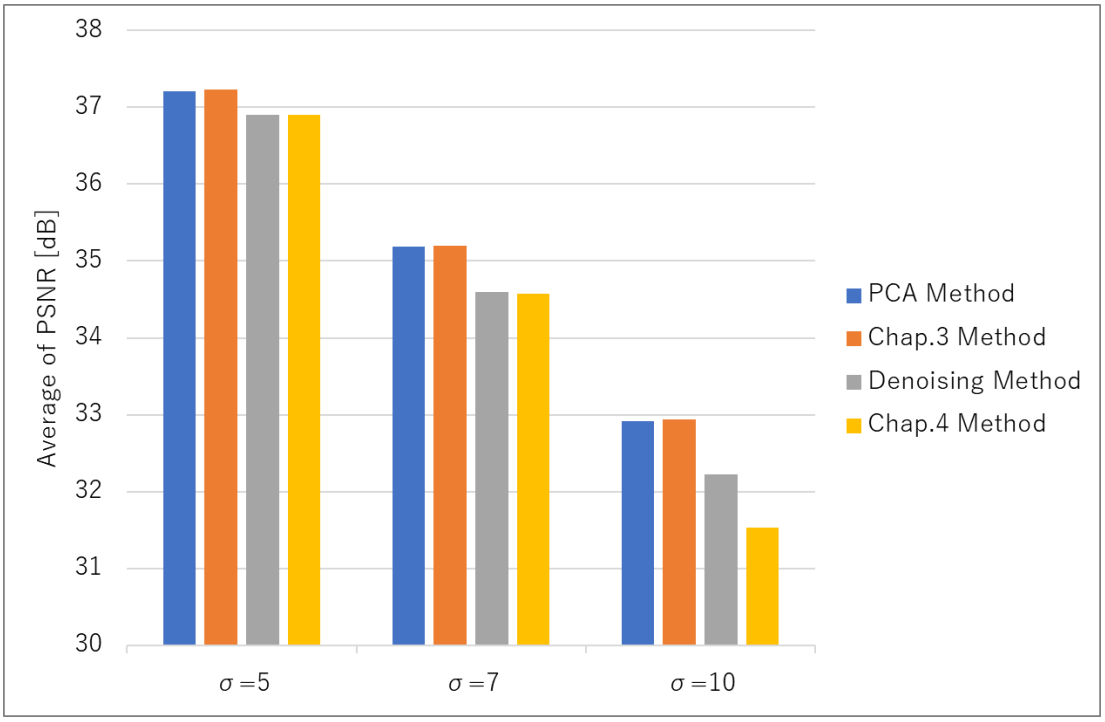


図 5.16　平坦部が多く含まれる画像における PSNR の平均

図 5.15 から$\sigma = 5$においてエッジや細部信号が多く含まれる画像においては第 3 章の推定法と比べて第 4 章の推定法の方が PSNR が向上していることが分かる．これは，第 4 章においてエッジや細部信号が多く含まれる画像では第 4 章の推定法によってガウス雑音の標準偏差の推定精度が大きく向上したため，PSNR も向上していると考えられる．エッジや細部信号が多く含まれる画像において PSNR の平均は約 0.49dB 向上しており，特に PSNR が向上した画像は Tank2 であり約 1.59dB 向上している．第 3 章の推定法はエッジや細部信号が多い画像は基本的に推定されるガウス雑音の標準偏差が過大に算出されてしまうため，真値より大きいガウス雑音の標準偏差が適用されたウィナーフィルタは平坦部として判断される傾向となり平滑化作用が強くなるためエッジや細部信号といった高周波数成分が失われやすくなってしまう．一方で，第 4 章の推定法ではエッジや細部信号が多い画像において第 3 章の推定法と比較して推定されるガウス雑音の標準偏差の過大評価が抑えられているため，ウィナーフィルタの平滑化作用は第 3 章の推定法と比較すると抑えられるため，エッジや細部信号といった高周波数成分が保持されつつ平滑化される．その結果，第 4 章の推定法ではエッジや細部信号が多く含まれる画像において PSNR の向上につながったと考えられる．一方で，図 5.16 から平坦部が多く含まれる画像においては第 4 章の推定法に比べて第 3 章の推定法の方が PSNR が優れていることが分かる．平坦部が多く含まれる画像において，第 4 章の推定法は第 3 章の推定法と比較して推定されるガウス雑音の標準偏差が比較的小さく推定されている．したがって，第 4 章の推定法のガウス雑音の標準偏差の推定値をウィナーフィルタに適用するとエッジや細部信号を保持するような作用が強くなる．一方で，第 3 章の推定法のガウス雑音の標準偏差の推定値をウィナーフィルタに適用

すると，第 4 章の推定法と比べてエッジや細部信号を保持するよりも平滑化作用が強くなる．その結果，平坦部が多い画像においてはエッジや細部信号を保持するよりも雑音除去の平滑化作用を強くしたほうが結果として PSNR が向上すると考えられる．

また，PCA を用いた推定法と第 4 章の推定法の比較において，エッジや細部信号が多く含まれる画像における PSNR の平均は特に$\sigma = 5$において第 4 章の推定法が PCA を用いた推定法に近い値が算出されている．一方で，平坦部が多く含まれる画像における PSNR の平均は PCA を用いた推定法が大きく算出されており，これは第 4 章で述べたように PCA を用いた推定法は平坦部が多く含まれる画像においては特に安定して精度良く雑音を推定できるため，それに伴って雑音除去性能も向上していることが分かる．PCA を用いた推定法と第 4 章の推定法との比較において第 4 章の推定法のメリットとして第 4 章（4.3.2）で述べたように処理速度が挙げられ，特に，画像サイズが大きくなるにつれてその処理速度に大きな違いが出てくる．実際に雑音除去を含めてリアルタイム処理が要求される場合には，第 4 章の推定法を選択することで様々な雑音除去フィルタが選択することができるようになるため，より複雑な雑音除去が可能になると考えられる．

また，$\sigma = 5$，7，10のガウス雑音が重畳した図 4.4（p.66），図 4.6（p.72）の 39 種類の画像に対して，重畳しているガウス雑音の標準偏差の真値を式(5.16)のウィナーフィルタに適用し雑音除去を行った結果を確認する．図 5.17，図 5.18，図 5.19 に$\sigma = 5$，7，10のガウス雑音が重畳した画像に対して，ウィナーフィルタに真値を適用し雑音除去をしたときの PSNR と各手法のそれぞれの推定値を適用し雑音除去したときの PSNR の差を示す．

図 5.18 から$\sigma = 7$において第 4 章の推定法と真値の PSNR の差はエッジや細部信号が多く含まれる画像においては多くの画像で 0.5dB 以下であり，一方でエッジや細部信号が少ない画像では次第に PSNR の差が大きくなり 0.5dB から最大で 1.5dB の差がある．第 4 章の推定法はエッジや細部信号が多い画像において特に推定精度が向上することが第 4 章において示されており，その傾向が真値との PSNR の差にも現れている．図 5.17 から$\sigma = 5$においても同様の傾向が見られる．また，図 5.19 から$\sigma = 10$においては第 4 章の推定法はほとんどの画像において推定誤差が大きなってしまうため，真値との PSNR の差も大きくなることが分かる．

また，PCA を用いた推定法では多くの画像で真値に近い値を推定することができているため，それに伴って真値との PSNR の差もほとんど見られないことが分かる．

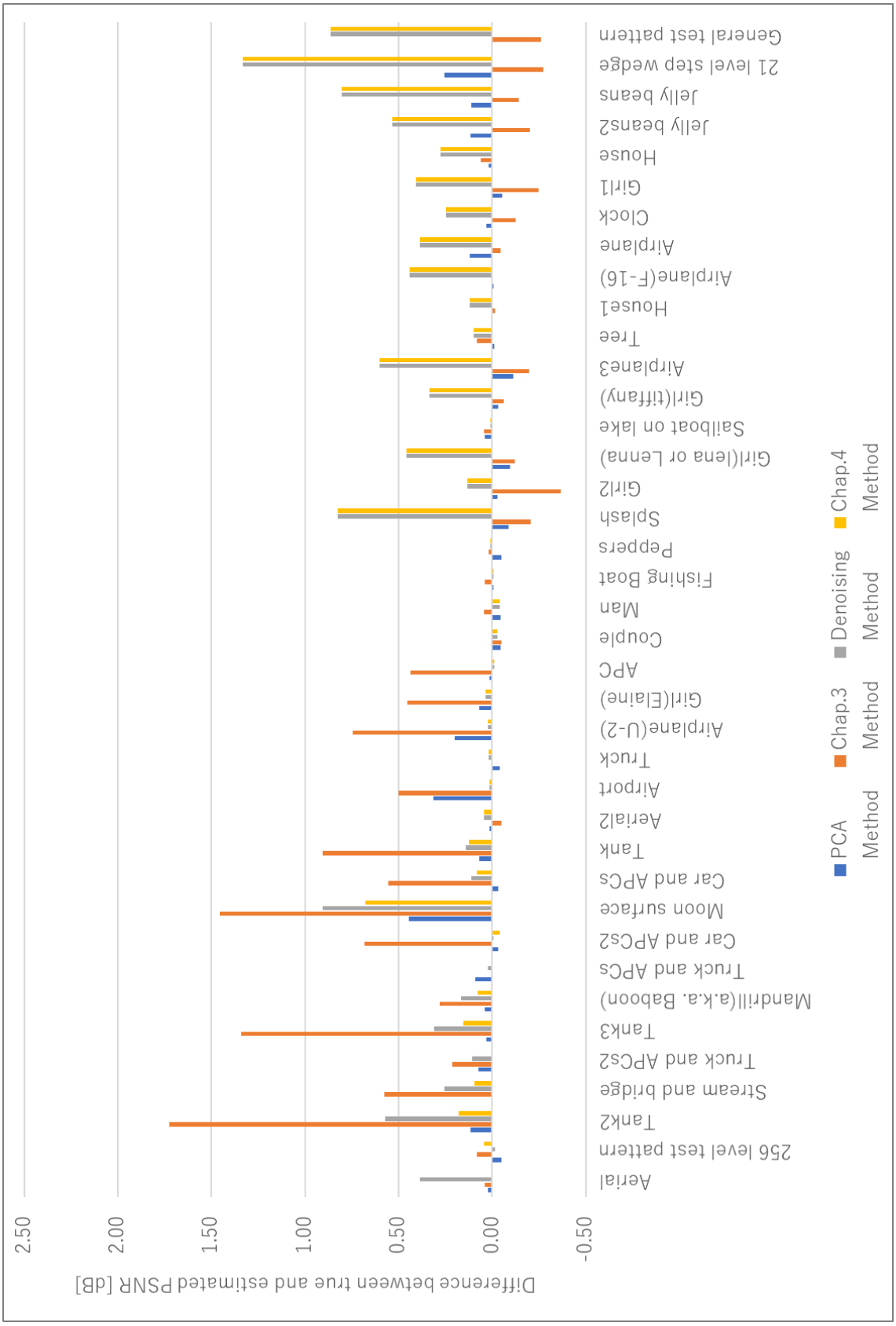


図 5.17　真値と推定値の PSNR の差（σ =5）

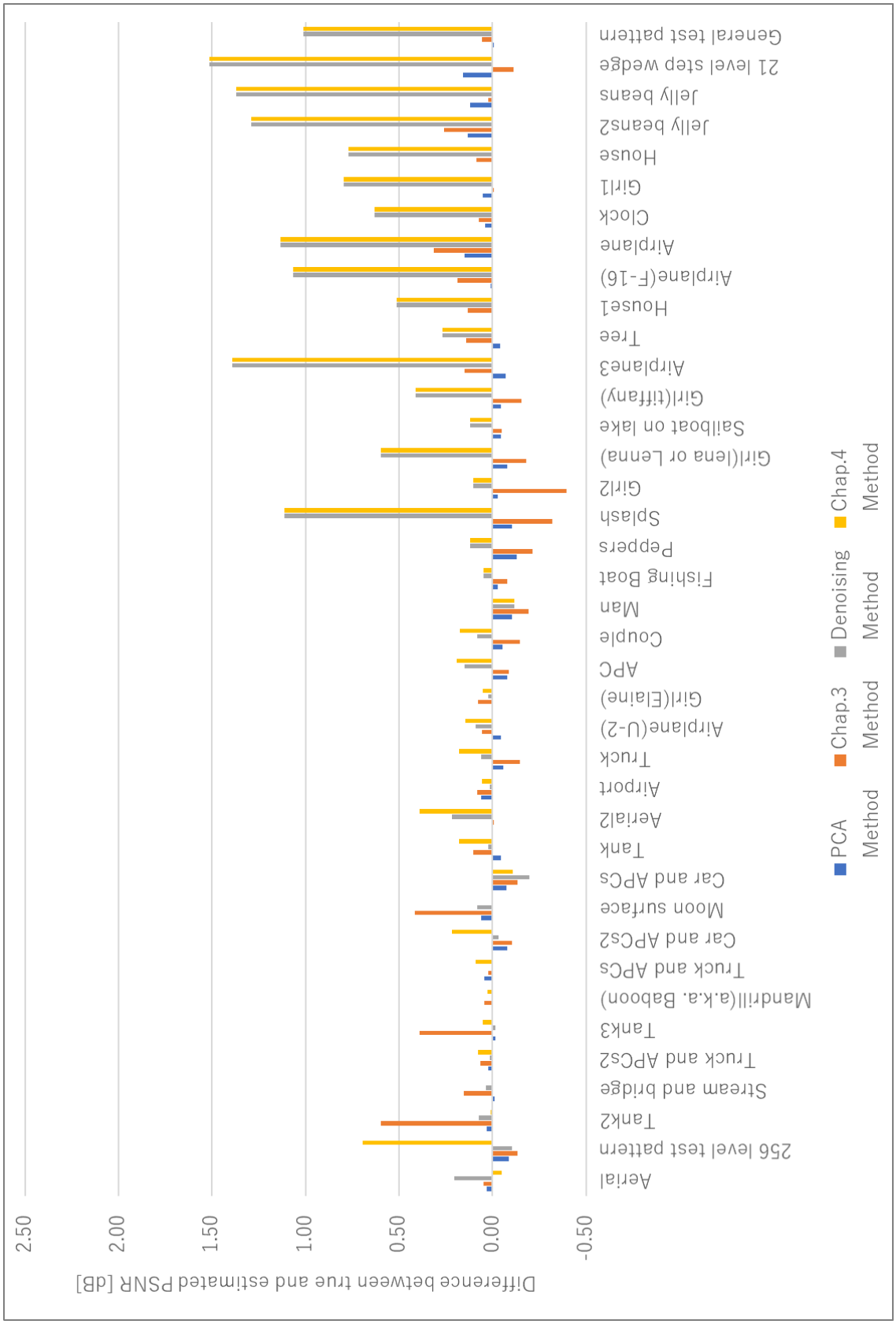


図 5.18　真値と推定値の PSNR の差（σ=7）

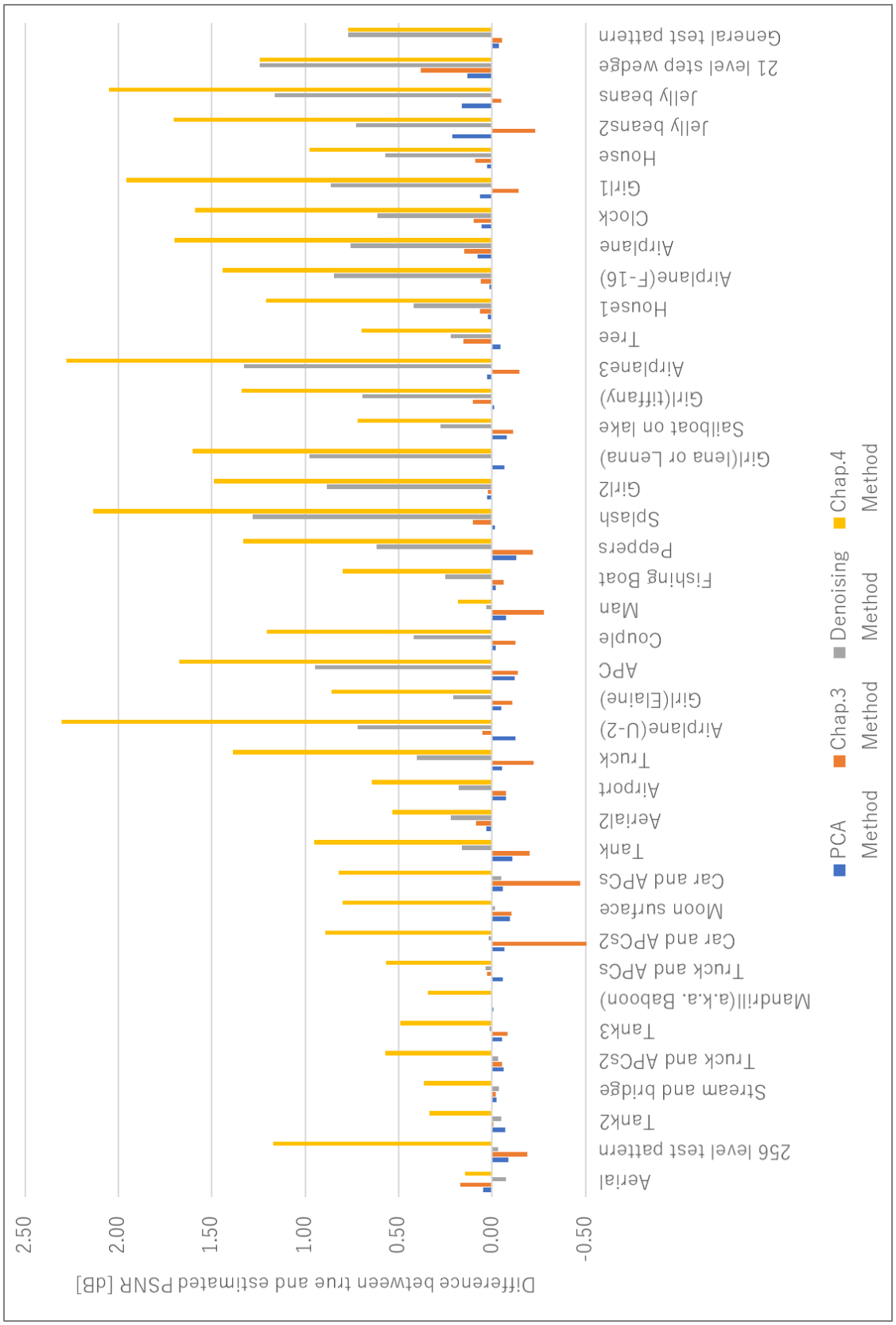


図 5.19　真値と推定値の PSNR の差（σ=10）

以上より，ガウス雑音の推定精度向上が雑音除去フィルタの性能向上に有効であることを確認できた.

5.5 まとめ

本章ではガウス雑音が重畳した劣化画像から推定したガウス雑音の標準偏差を適応型ウィナーフィルタに適用し，客観的画質評価である PSNR によって比較を行った．第 3 章の推定法では従来法であるブロック分割による推定法と比べて PSNR が$\sigma = 5$において約 0.6dB，$\sigma = 10$において約 1.0dB，$\sigma = 20$において約 1.0dB，$\sigma = 30$において約 1.3dB 向上することを確認した．また，第 4 章の推定法では第 3 章の推定法と比べて，特に推定精度が向上したエッジや細部信号が多く含まれる画像の$\sigma = 5$において約 0.49dB 向上することを確認しており，特に PSNR が向上した画像では 1.59dB 向上することを確認した．このことから雑音の推定精度向上が雑音の除去性能向上に有効であることが確認できた．

第 6 章
結論

6 結論

本論文は画像に重畳したガウス雑音を推定する方法として MAD に基づいた方法を拡張し，画像のエッジや細部信号からなる画像の種類や性質，画像の輝度値の明るい暗い，重畳したガウス雑音の大小など様々な画像に依存しない推定法の提案をした．従来の MAD に基づく方法（ブロック分割による推定法）は画像にエッジや細部信号が多く含まれている場合にはガウス雑音の標準偏差が過大に評価される問題や極端に輝度値が明るいまたは暗い画像の場合にガウス雑音の重畳によるクリッピングの影響によりガウス雑音の標準偏差が極端に小さく推定される問題，低レベルガウス雑音が重畳している場合かつ画像全体にエッジや細部信号が含まれている場合にガウス雑音の標準偏差が過大に評価されてしまう問題が存在していた．そこで，本論文では第 2 章から第 4 章において従来の MAD に基づく方法の問題点を解決し，第 5 章において改善されたガウス雑音の推定精度が雑音除去フィルタの性能向上につながることを確認した．

具体的には第 2 章では，MAD に基づいたガウス雑音の標準偏差の推定方法を拡張し，画像に含まれるエッジや細部信号の影響によるガウス雑音の標準偏差の推定精度の低下を抑えるために，ガウス雑音の標準偏差の推定値に対して正しい値へと補正する方法を提案した．画像のエッジや細部信号の含有量からなる画像性質パラメータを定め，それを基にガウス雑音の標準偏差の推定値を補正することで推定精度を向上することを確認した．

第 3 章では，第 2 章で問題であった重畳するガウス雑音のレベルによって画像に含まれるエッジや細部信号の影響度合いが変化する問題を解決するために，ガウス雑音の標準偏差の推定値に対する補正係数が画像性質パラメータのしきい値による固定値だった問題に着目し，画像に重畳するガウス雑音のレベルの変化を考慮して，画像に重畳するガウス雑音のレベルと画像性質パラメータによって補正係数を線形で変化させる方法を提案した．また，暗い画像や明るい画像において，ガウス雑音が重畳した際にクリッピング処理によってガウス雑音の標準偏差の推定値が極端に小さくなる問題を解決するために，クリッピングの影響を受けたと思われる画素値をガウス雑音の標準偏差の推定値の算出に含まない処理を提案した．第 3 章ではこれらの方法を組み合わせることでガウス雑音の標準偏差の推定精度が良好な結果が得られることを確認した．

第 4 章では，第 3 章で改善できなかった$\sigma = 10$未満の低レベルガウス雑音が重畳しているかつ画像全体にエッジや細部信号が含まれる画像において推定されるガウス雑音の標準偏差が過大に評価される問題を解決するために，低レベルガウス雑音においてガウス雑音の再重畳による推定方法と雑音除去フィルタを用いた推定方法の 2 つの推定方法をファジー集合によって適切な係数を与える方法を提案した．画像のエッジや細部信号の含有量によってファジー集合のパラメータを制御することで，低レベルガウス雑音においてガウス雑音の標準偏差の推定精度が向上することを確認した．

第 5 章では，第 2 章から第 4 章までで改善されたガウス雑音の標準偏差の推定値を雑音除去フィルタであるウィナーフィルタに適用し客観的画質評価である PSNR によって比較すること

で，ガウス雑音の標準偏差の推定精度が雑音除去フィルタの性能向上につながることを明らかにした．

以上，本論文では画像に重畳したガウス雑音の標準偏差を MAD に基づいた方法を拡張した方法を提案した．提案法では従来の MAD に基づいた方法の問題点を解決し，ガウス雑音の標準偏差の推定精度が向上することを明らかにした．また，雑音除去フィルタであるウィナーフィルタに対して従来の MAD に基づいた方法と提案法のガウス雑音の標準偏差の推定値を適用し，客観的画質評価である PSNR によって比較したところ，推定精度の向上が雑音除去フィルタの性能向上につながることを明らかにした．

最後に，第 3 章の画像の変化成分に基づいた推定法によって低レベルガウス雑音と推定された場合に第 4 章の低レベルガウス雑音における推定法を適用することで，幅広い範囲におけるガウス雑音の標準偏差が推定可能であるのものの，画像の種類と画像に重畳しているガウス雑音の大きさによってこれらの推定方法の 2 段階処理が必要であり，これらの処理を統合することで更に簡易的することが可能であることを述べておく．

謝辞

本論文を書くにあたって，多くの方々のご指導，ご協力をいただきました．ここに心からの感謝の意を表します．

神奈川工科大学 木村 誠聡 教授には，指導教官として本研究の機会を与えていただき，研究へのご指導のみならず，あらゆる面においてご指導，ご指摘をいただきました．ここに心からの感謝の意を表します．

神奈川工科大学 辻 裕之 教授には，常日頃から研究活動をご支援いただきました．ここに心からの感謝の意を表します．

神奈川工科大学 奥村 万規子 教授，西村 広光 教授，並びに山口大学 末竹 規哲 教授には，本論文を書くにあたり貴重なご意見をいただきました．ここに心からの感謝の意を表します．

株式会社マイクロ・テクニカ 倉家 秀介氏，當山 佐京氏，岩田 節子氏，坂本 徹氏，田中 智氏，目黒 壮典氏，高島 淳平氏には，本研究の機会を与えていただき，研究と仕事との両立を図る上で色々とご理解をいただきました．ここに心からの感謝の意を表します．

最後に，日々の研究生活において，様々な面で支援と協力をしてくれた家族やすべての方々にここに心からの感謝の意を表します．

参考文献

[1] 新村出, 広辞苑　第七版, 岩波書店, 2018.

[2] “信号雑音比とは - コトバンク,” [オンライン]. Available: https://kotobank.jp/word/%E4%BF%A1%E5%8F%B7%E9%9B%91%E9%9F%B3%E6%AF%94-537372. [アクセス日: 26 10 2020].

[3] 山田俊雄, 白藤礼幸, 築島裕 , 奥田勲, 新潮現代国語辞典, 新潮社, 2000.

[4] 加藤吉彦, “信号と雑音, および不確かさ,” 応用物理学会, 70 巻 5 号, pp.578-582, May 2001.

[5] 関英男, “雑音の成因とその取扱い,” 電気学会雑誌, 75 巻 806 号, pp.98-106, Nov. 1995.

[6] 木村誠聡, 回路シミュレータでストンとわかる！ 最新アナログ電子回路のキホンのキホン, 秀和システム, 2013.

[7] 今村元一, ビデオ信号の基礎とその操作法, CQ 出版, 2003.

[8] 原島博, 荒川薫 , 藤井竜也, “非線形ディジタルフィルタと信号処理,” 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J71-A, No.2, pp.143-154, Feb. 1988.

[9] J.W.Tukey, “Nonlinear (nonsuperposable) mthods for smoothing data,” Congr. Rec. 1974 EASCON, pp.673, 1974.

[10] H.C.Adrews , B.R.Hunt, Digital Image Restoration, Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, NJ, 1997.

[11] K. R. Castleman , 斎藤恒雄(訳), ディジタル画像処理, 科学技術出版, 2002.

[12] “従来比約 2 倍(*1)の感度および低ノイズで高画質を実現した、裏面照射型 CMOS イメージセンサー　新開発,” 11 6 2008. [オンライン]. Available: https://www.sony.co.jp/SonyInfo/News/Press/200806/08-069/. [アクセス日: 26 10 2020].

[13] 高松淳, “画像化プロセスと画像ノイズ,” 情報処理学会研究報告, Vol.2020-CVIM-174 No.17, pp.1-8, Dec. 2010.

[14] 浜松ホトニクス, “光半導体素子ハンドブック第 02 章 Si フォトダイオード,” [オンライン]. Available: https://www.hamamatsu .com/resources/pdf/ssd/02_handbook.pdf. [アクセス日: 20 5 2020].

[15] 浜松ホトニクス, “光半導体素子ハンドブック第 05 章イメージセンサ,” [オンライン]. Available: https://www.hamamatsu.com /resources/pdf/ssd/05_handbook.pdf. [アクセス日: 20 5 2020].

[16] 寺西信一, “CCD 撮像デバイスの基礎,” 映像情報メディア学会誌, Vol.68, No.2, pp.145-148, 2014.

[17] 黒田隆男, “CMOS 撮像デバイスの基礎,” 映像情報メディア学会誌, Vol.68, No.3, pp.216-

222, 2014.

[18] 荒川薫, 松浦浩平, 渡部宏明 , 荒川泰彦, “成分分離型ε-フィルタを用いた音声の雑音低減法,” 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J85-A, No.10, pp.1059-1069, Oct. 2002.

[19] 原島博, 小田島薫, 鹿喰善明 , 古川洋, “ε-分離非線形ディジタルフィルタとその応用,” 電子通信学会論文誌 A, Vol.J65-A, No.4, pp.297-304, Apr. 1982.

[20] 荒川薫 , 岡田卓也, “ε-分離型非線形フィルタバンクとその顔画像美観化への応用,” 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J88-A, No.11, pp.1216-1225, Nov. 2005.

[21] A. Buades, B. Coll , J.-M. Morel, “A non-local algorithm for image denoising,” IEEE Computer Vision and Pattern Recognition 2005, Vol 2, pp: 60-65, July 2005.

[22] 新倉春樹 , 目黒光彦, “雑音分散を考慮した Non Local Means による画像デノイジング,” 日本大学生産工学部第 48 回学術講演概要, pp.295-298, Dec. 2015.

[23] J.-S. Lee, “Digital Image Enhancement and Noise Filtering by Use of Local Statistics,” IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENC, Vol.PAM1-2, pp.165-168, Mar. 1980.

[24] 田口亮 , 村田裕, “局所統計量を用いた適応型α-trimmed 平均値フィルタ,” 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J76-A, No.12, pp.1808-1811, Dec. 1993.

[25] 高島広憲, 田口亮 , 村田裕, “局所統計量を考慮した最適チューニング可能なファジーフィルタの提案,” 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J78-A, No.2, pp.141-150, Feb. 1995.

[26] Leonid Rudin, S. Osher , E. Fatemi, “Nonlinear total variation based noise removal algorithms,” Physica D : Nonlinear Phenomena, Vol.60, pp.259-268, Nov. 1992.

[27] 三浦翔, 辻裕之, 木村誠聡 , 徳増眞司, “TV フィルタのパラメータ調整に基づくガウス雑音除去,” 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J94-A, No.1, pp.37-40, Jan. 2011.

[28] 鈴木貴士, 小林恵太, 辻裕之, 田口亮 , 木村誠聡, “画像の変化成分に基づいたガウス雑音の標準偏差の推定,” 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J99-A, No.7, pp.235-243, July 2016.

[29] 鈴木貴士, 小林恵太, 辻裕之 , 木村誠聡, “改善されたガウス雑音推定法におけるウィナーフィルタへの適用,” 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J99-A, No.11, pp.435-437, Nov. 2016.

[30] 鈴木貴士, 辻裕之 , 木村誠聡, “低ガウス雑音推定法のウィナーフィルタへの適用,” 第 19 回情報科学技術フォーラム講演論文集, 第 3 分冊, pp.251-252, Sept. 2020.

[31] K.Rank, M.Lendl , R.Unbehauen, “Estimation of Image noise variance,” IEE Proceedings vision Image and Signal Processing, Vol.146, No.2, pp.80-84, Apr. 1999.

[32] D.-H. Shin, R.-H. Park, S. Yang , J.-H. Jung, “Block-based Noise Estimation Using Adaptive Gaussian Filtering,” IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.51, pp.263-264, 2005.

[33] B.R.Corner, R.M.Narayanan , S.E.Reichenbach, “Noise estimation in remote sensing imagery using

data masking,” International Journal of Remote Sensing, Vol.24, No.4, pp.689-702, 2003.

[34] D. Zoran , Y. Weiss, “Scale Invariance and Noise in Natural Images,” 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, pp.2209-2216, Sept. 2009.

[35] W. Liu , W. Lin, “Additive White Gaussian Noise Level Estimation in SVD Domain for Images,” IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING, Vol 22, No.3, pp.872-883, Mar. 2013.

[36] X. Liu, M. Tanaka , M. Okutomi, “Single-Image Noise Level Estimation for Blind Denoising,” IEEE Transactions on Image Processing, Vol.22, No.12, pp.5226-5237, Dec. 2013.

[37] 雛元孝夫, 浜田望, 川又政征, 田口亮 , 村岡輝雄, 二次元信号と画像処理, コロナ社, 1996.

[38] 三浦翔, 辻裕之 , 木村誠聡, “ファジールールによる改良型ウィーナーフィルタの提案,” 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J96-A, No.5, pp.283-287, May 2013.

[39] 棟安実治 , 田口亮, 非線形ディジタル信号処理, 朝倉書店, 1999.

[40] R. C. Gonzalez , R. E. Woods, Digital Image Processing, Pearson Prentice Hall, 2008.

[41] 薩摩順吉, 確率・統計 理工系の数学入門コース 7, 岩波書店, 2018.

[42] R. D, Statistics and Data Analysis for Financial Engineering, Springer-Verlag New York, 2011.

[43] 石川太郎, 小堀富次雄, 室井徳雄 , 山口昌一郎, 現代照明環境システム, オーム社, 1981.

[44] 三浦翔, “Total Variation フィルタを用いた混合雑音除去に関する研究,” 神奈川工科大学, Sept. 2013.

[45] A. Rosenfeld , A. Kak, Digital Picture Processing, Academic Press, 1976.

[46] 鈴木貴士, 辻裕之, 田口亮 , 木村誠聡, “ガウス雑音の標準偏差推定値の補正,” 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.113, No.343, SIS2013-54, pp.149-152, Dec. 2013.

[47] 三浦翔, 辻裕之, 木村誠聡 , 徳増眞司, “混合雑音除去における拡張 TV フィルタのパラメータ制御に関する検討,” 電子情報通信学会技術研究報告, スマートインフォメディアシステム, Vol.108, No.461, pp.1-6, Feb. 2009.

[48] 大村平, 実験計画と分散分析のはなし—効率よい計画とデータ解析のコツ, 日科技連出版社, 2013.

[49] “統計学がわかった！ サンプルサイズ ｎ の必要数の求め方,” 14 1 2019. [オンライン]. Available: https://toukeigaku-jouhou.info/2018/01/23/how-to-calculate-samplesize/. [アクセス日: 17 1 2021].

[50] 河田諭志, 田口安則 , 松本信幸, “高画質なデジタルカメラを実現するランダムノイズ除去技術,” 東芝レビュー, Vol.65, No.9, pp.32-35, Sept. 2010.

[51] D. V. D. Ville , M. Cocher, “SURE-based non-local means,” IEEE Signal Processing Letters , Vol.16, No.11, pp.973-976, Nov. 2009.

[52] T. Suzuki, H. Tsuji , T. Kimura, “An Estimation of Standard Deviation of Gaussian Noise Using the

Image Variation Components and the Denoising Filter,” 2019 International Workshop on Smart Info-Media Systems in Asia, pp.151-154, Sept. 2019.

[53] Lotfi.A.Zadeh, Fuzzy Sets and Applications, John Wiley & Sons.Inc., 1987.

[54] ディジタル画像処理編集委員会(編), ディジタル画像処理, 画像情報教育振興会 (CG-ARTS 協会) , 2009.

[55] 林周二, 統計学講義, 丸善, 1973.

[56] Lim , J. S., Two-Dimensional Signal and Image Processing, Prentice Hall, 1990.

研究業績一覧

1. 査読付き印刷論文
   (1) 鈴木貴士，長沼一輝，辻裕之，木村誠聡，“雑音除去フィルタとガウス雑音の再重畳による画像の低レベルガウス雑音の標準偏差の推定，” 電子情報通信学会論文誌(A),Vol.J104-A, No.07,pp.(1)-(13),Jul.2021.
   (2) Kazuki Naganuma, Takashi Suzuki, Hiroyuki Tsuji, Tomoaki Kimura, “Study of safe elliptic Curve Cryptography over Gaussian Integer,” IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, Vol.E103-A, No.12, pp.(1)-(5), Dec.2020.
   (3) 鈴木貴士，小林恵太，辻裕之，木村誠聡，“改善されたガウス雑音推定法におけるウィナーフィルタへの適用，”電子情報通信学会論文誌(A),Vol.J99-A，No.11，pp.435-437，Nov.2016.
   (4) 鈴木貴士，辻裕之，田口亮，木村誠聡，“画像の変化成分に基づいたガウス雑音の標準偏差の推定，”電子情報通信学会論文誌(A),Vol.J99-A, No.7 ，pp.235-243，Jul.2016.

2. 国際学会（査読付き）・紀要
   (1) 鈴木貴士，長沼一輝，辻裕之，木村誠聡，“ガウス分布の加法性に基づいたガウス雑音の標準偏差の推定法，”神奈川工科大学研究報告B理工学編，第44号，pp.37-42, Mar.2020.
   (2) Takashi Suzuki, Hiroyuki Tsuji, Tomoaki Kimura, “An Estimation of Standard Deviation of Gaussian Noise Using the Image Variation Components and the Denoising Filter,” 2019 International Workshop on Smart Info-Media Systems in Asia, pp.151-154, Sep.2019.
   (3) Kazuki Naganuma, Takashi Suzuki, Hiroyuki Tsuji, Tomoaki Kimura, “Implementation of the Elliptic Curve Cryptography over Gaussian Integral Finite Group onto Excel,” 2019 International Workshop on Smart Info-Media Systems in Asia, pp.119-124, Sep.2019.
   (4) Takashi Suzuki, Keita Kobayashi, Hiroyuki Tsuji, Tomoaki Kimura, “Fast Noise Level Estimation from a Single Image Degraded with Gaussian Noise,” 2015 International Workshop on Smart Info-Media Systems in Asia, pp.105-110, Aug.2015.
   （本論文は Excellent Student Paper Award 受賞）

3. その他
   (1) 鈴木貴士，辻裕之，木村誠聡，“低ガウス雑音推定法のウィナーフィルタへの適用，”第19回情報科学技術フォーラム講演論文集，第3分冊，pp.251-252，Sep.2020.
   (2) 土井猛，鈴木貴士，辻裕之，木村誠聡，“文書画像における行ごとの文字列傾き補正

手法,”2020年電子情報通信学会総合大会情報・システムソサエティ特別企画学生ポスターセッション予稿集，pp88，Mar.2020.

(3) 長沼一輝，鈴木貴士，辻裕之，木村誠聡，“固定bit長整数型を用いた 2n ×m分解アルゴリズムの提案,” 2019年電子情報通信学会ソサイエティ大会（基礎・境界）講演論文集，pp.99，Sep.2019.

(4) 土井猛，鈴木貴士，辻裕之，木村誠聡，“コーナー検出を用いた文字列傾き補正手法,” 2019年電子情報通信学会ソサイエティ大会（基礎・境界）講演論文集，pp.103，Sep.2019.

(5) 鈴木貴士，小林恵太，辻裕之，木村誠聡，“ガウス雑音重畳画像の推定とウィナーフィルタへの適用,”2016年電子情報通信学会総合大会講演論文集，pp.215，Mar.2016.

(6) 鈴木貴士，小林恵太，辻裕之，木村誠聡，“平坦領域の少ない低ガウス雑音重畳画像の雑音推定,”2015年電子情報通信学会総合大会講演論文集，pp.284，Mar.2015.

(7) 鈴木貴士，辻裕之，田口亮，木村誠聡，“画像情報に基づいたガウス雑音の標準偏差の推定,”電子情報通信学会技術研究報告，Vol.114，No.205，SIS2014-56，pp.39-44，Sep.2014.

(8) 鈴木貴士，辻裕之，木村誠聡，“暗い画像におけるガウス雑音の標準偏差の推定,” 2014年電子情報通信学会総合大会講演論文集，pp.261，Mar.2014.

(9) 鈴木貴士，辻裕之，田口亮，木村誠聡，“ガウス雑音の標準偏差推定値の補正,”電子情報通信学会技術研究報告，Vol.113，No.343，SIS2013-54，pp.149-152，Dec.2013.

プログラムリスト

NoiseLevelEstimateMAD.m

```
function [Mean5Sig, Mean5SigMaxMinDel, correctSig, ngSig, nfSig, lowLevelSig] = NoiseLevelEstimateMAD(img, sig)
	[noiseImg] = noiseAdd(img, sig);
	[noiseImgSig10] = noiseAdd(noiseImg, 10);
	[noiseImgSig20] = noiseAdd(noiseImg, 20);
	[noiseImgSig30] = noiseAdd(noiseImg, 30);

	[Mean5Sig, Mean5SigMaxMinDel, correctSig, ngSig, nfSig, lowLevelSig] = proposedMethod(noiseImg, noiseImgSig10, noiseImgSig20, noiseImgSig30);
end

function [Mean5Sig, Mean5SigMaxMinDel, correctSig, ngSig, nfSig, lowLevelSig] = proposedMethod(img, imgSig10, imgSig20, imgSig30)

	%ガウシアンフィルタの設定
	gaussianFilter = zeros(3,3);
	gaussianFilter(1,1) = 1/16;
	gaussianFilter(1,2) = 2/16;
	gaussianFilter(1,3) = 1/16;
	gaussianFilter(2,1) = 2/16;
	gaussianFilter(2,2) = 4/16;
	gaussianFilter(2,3) = 2/16;
	gaussianFilter(3,1) = 1/16;
	gaussianFilter(3,2) = 2/16;
	gaussianFilter(3,3) = 1/16;

	%prewitt フィルタの設定
	prewittFilterVert = zeros(3,3);
	prewittFilterVert(1,1) = -1;
	prewittFilterVert(1,2) =  0;
	prewittFilterVert(1,3) =  1;
	prewittFilterVert(2,1) = -1;
	prewittFilterVert(2,2) =  0;
	prewittFilterVert(2,3) =  1;
	prewittFilterVert(3,1) = -1;
	prewittFilterVert(3,2) =  0;
	prewittFilterVert(3,3) =  1;

	prewittFilterHorz = zeros(3,3);
	prewittFilterHorz(1,1) = -1;
	prewittFilterHorz(1,2) = -1;
	prewittFilterHorz(1,3) = -1;
	prewittFilterHorz(2,1) =  0;
	prewittFilterHorz(2,2) =  0;
	prewittFilterHorz(2,3) =  0;
	prewittFilterHorz(3,1) =  1;
	prewittFilterHorz(3,2) =  1;
	prewittFilterHorz(3,3) =  1;
```

```
%実験によって求めた固定パラメータ
b00 = 1.222976;
b01 = -0.001872;
b10 = -0.03331;
b11 = 0.00088;

%ファジーパラメータ
fuzzyTha = 23.0;
fuzzyThb = 43.3;

xNf = [1 fuzzyTha; 1 fuzzyThb];
yNf = [1; 0];

xNg = [1 fuzzyTha; 1 fuzzyThb];
yNg = [0; 1];

linearRegressionNf = xNf ¥ yNf;
linearRegressionNg = xNg ¥ yNg;

aNf = linearRegressionNf(2,1);
bNf = linearRegressionNf(1,1);

aNg = linearRegressionNg(2,1);
bNg = linearRegressionNg(1,1);

%画像サイズ
imgSize = size(img);
imgWidth = imgSize(1,2);
imgHeight = imgSize(1,1);

%画像サイズからブロック数を計算
blockWidthNum = fix(imgWidth / 16);
blockHeightNum = fix(imgHeight / 16);
blockNum = blockWidthNum * blockHeightNum;

%ブロック数の割合を計算
blockNum5Per = blockNum * 0.05;
blockNum5Per = int16(fix(blockNum5Per));
blockNum10Per = blockNum * 0.1;
blockNum10Per = int16(fix(blockNum10Per));
blockNum30Per = blockNum * 0.3;
blockNum30Per = int16(fix(blockNum30Per));


edgeBlockSum = zeros(blockNum,1);

[sigMadSort] = blockMad(img);

%輝度値が明るい暗い画素は排除していない場合
[sigMadMaxMinNonSort] = blockMadMinMaxNon(img);
Mean5Sig = mean(sigMadMaxMinNonSort(1:blockNum5Per,1:1));


%最小値から n%ブロック選択をして平均を計算する
```

```
blockSigMean5 = mean(sigMadSort(1:blockNum5Per,1:1));
blockSigMean10 = mean(sigMadSort(1:blockNum10Per,1:1));
blockSigMean30 = mean(sigMadSort(1:blockNum30Per,1:1));

Mean5SigMaxMinDel = blockSigMean5;

m = (blockSigMean30 - blockSigMean5) / 0.25;

a0 = b01 * blockSigMean5 + b00;
a1 = b11 * blockSigMean5 + b10;

correctAlpha = a1 * m + a0;
correctSig = correctAlpha * blockSigMean10;


%エッジ抽出
edgeH = imfilter(img, prewittFilterHorz);
edgeV = imfilter(img, prewittFilterVert);

edgeH2 = edgeH .* edgeH;
edgeV2 = edgeV .* edgeV;

edgeSum = edgeH2 + edgeV2;
edgeImg = sqrt(edgeSum);
edgeImg = mat2gray(edgeImg, [0 255]);

index = 1;
for y=1:+16:imgHeight
    for x=1:+16:imgWidth
        if x + 15 > imgWidth
            continue;
        end

        if y + 15 > imgHeight
            continue;
        end

        %16x16 に分割する
        edgeBlock = edgeImg(y:y+15,x:x+15);

        %ブロック内の画素値の合計
        edgeBlockSum(index) = sum(edgeBlock, 'all');
        index = index + 1;
    end
end

edgeBlockSumSort = sort(edgeBlockSum);
edgeContentTh = mean(edgeBlockSumSort(1:blockNum10Per,1:1));

if edgeContentTh <= fuzzyTha
    nfRatio = 1;
elseif edgeContentTh >= fuzzyThb
    nfRatio = 0;
else
```

```
            nfRatio = aNf * edgeContentTh + bNf;
        end

        ngRatio = 1.0 - nfRatio;

        %雑音除去フィルタ
        noiseReductionImg = imfilter(img, gaussianFilter);
        [noiseReductionSigMadSort] = blockMad(noiseReductionImg);
        noiseReductionBlockSigMean5 = mean(noiseReductionSigMadSort(1:blockNum5Per,1:1));
        nfVar = blockSigMean5 * blockSigMean5 - noiseReductionBlockSigMean5 *
noiseReductionBlockSigMean5;
        nfSig = sqrt(nfVar);

        %ガウス雑音の再重畳
        [sig10MadSort] = blockMad(imgSig10);
        [sig20MadSort] = blockMad(imgSig20);
        [sig30MadSort] = blockMad(imgSig30);

        sig10BlockSigMean5 = mean(sig10MadSort(1:blockNum5Per,1:1));
        sig20BlockSigMean5 = mean(sig20MadSort(1:blockNum5Per,1:1));
        sig30BlockSigMean5 = mean(sig30MadSort(1:blockNum5Per,1:1));

        xReSuperimpose = [1 10; 1 20; 1 30];
        yReSuperimpose = [sig10BlockSigMean5; sig20BlockSigMean5; sig30BlockSigMean5];
        bReSuperimpose = xReSuperimpose ¥ yReSuperimpose;
        ngSig = bReSuperimpose(1,1);

        lowLevelSig = nfRatio * nfSig + ngRatio * ngSig;

end

function [madSort] = blockMad(img)
        %画像サイズ
        imgSize = size(img);
        imgWidth = imgSize(1,2);
        imgHeight = imgSize(1,1);

        %画像サイズからブロック数を計算
        blockWidthNum = fix(imgWidth / 16);
        blockHeightNum = fix(imgHeight / 16);
        blockNum = blockWidthNum * blockHeightNum;
        sigMad = zeros(blockNum,1);
        index = 1;

        tic;

        for y=1:+16:imgHeight
            for x=1:+16:imgWidth
                if x + 15 > imgWidth
                    continue;
                end

                if y + 15 > imgHeight
                    continue;
```

```
end
%16x16 に分割する
block = img(y:y+15,x:x+15);

%ブロック内の 0or255 の画素値を排除する処理
whiteCount = 0;
blackCount = 0;
for i=1:256
    value = block(i);
    if value == 0
        blackCount = blackCount + 1;
        block(i) = 1000;
    elseif value == 255
        whiteCount = whiteCount + 1;
        block(i) = 2000;
    end
end

if blackCount >= 36
    sigMad(index) = 1000;
    index = index + 1;
elseif whiteCount >= 36
    sigMad(index) = 2000;
    index = index + 1;
else
    pixelNum = 256 - blackCount - whiteCount;
    if rem(pixelNum,2) == 1
        %奇数
        medianIndex = int16(pixelNum / 2);

        sort1 = sort(block(:));
        med = sort1(medianIndex);
        med1 = repmat(med,16,16);
        diffBlock = block - med1;
        absBlock = abs(diffBlock);
        sort2 = sort(absBlock(:));
        mad1 = sort2(medianIndex);
        sigMad(index) = 1.483 * mad1;
        index = index + 1;
    else
        %偶数
        medianIndex = int16(pixelNum / 2);

        sort1 = sort(block(:));
        med = (sort1(medianIndex) + sort1(medianIndex + 1)) / 2;
        med1 = repmat(med,16,16);
        diffBlock = block - med1;
        absBlock = abs(diffBlock);
        sort2 = sort(absBlock(:));
        mad1 = (sort2(medianIndex) + sort2(medianIndex + 1)) / 2;
        sigMad(index) = 1.483 * mad1;
        index = index + 1;
    end
end
```

```
        end
    end

    madSort = sort(sigMad);
end

function [madSort] = blockMadMinMaxNon(img)
    %画像サイズ
    imgSize = size(img);
    imgWidth = imgSize(1,2);
    imgHeight = imgSize(1,1);

    %画像サイズからブロック数を計算
    blockWidthNum = fix(imgWidth / 16);
    blockHeightNum = fix(imgHeight / 16);
    blockNum = blockWidthNum * blockHeightNum;
    sigMad = zeros(blockNum,1);
    index = 1;

    for y=1:+16:imgHeight
        for x=1:+16:imgWidth
            if x + 15 > imgWidth
                continue;
            end

            if y + 15 > imgHeight
                continue;
            end

            %16x16 に分割する
            block = img(y:y+15,x:x+15);
            %1.483MAD の計算
            sort1 = sort(block(:));
            med = (sort1(128) + sort1(129)) / 2;
            med1 = repmat(med,16,16);
            diffBlock = block - med1;
            absBlock = abs(diffBlock);
            sort2 = sort(absBlock(:));
            mad1 = (sort2(128) + sort2(129)) / 2;
            sigMad(index) = 1.483 * mad1;
            index = index + 1;
        end
    end

    madSort = sort(sigMad);
end

function [noiseImg] = noiseAdd(img, sig)
    %画像サイズ
    imgSize = size(img);
    imgWidth = imgSize(1,2);
    imgHeight = imgSize(1,1);
    flag = 0;
    while flag == 0
```

```
            r = randn(imgHeight, imgWidth);
            sigScale = repmat(sig, imgHeight, imgWidth);
            gaussianNoise = r .* sigScale;
            noiseImg = img + gaussianNoise;
            noiseImgandImgMse = immse(img, noiseImg);
            noiseImgandImgMse = int16(noiseImgandImgMse);
            if noiseImgandImgMse == sig * sig
                flag = 1;
                noiseImg = double(uint8(noiseImg));
            end
        end
end
```

demo.m

```
files = ["21levelstepwedge.bmp",
         "256leveltestpattern.bmp",
         "Aerial.bmp",
         "Aerial2.bmp",
         "Airplane(F-16).bmp",
         "Airplane(U-2).bmp",
         "Airplane.bmp",
         "Airplane3.bmp",
         "Airport.bmp",
         "APC.bmp",
         "CarandAPCs.bmp",
         "CarandAPCs2.bmp",
         "Clock.bmp",
         "Couple.bmp",
         "FishingBoat.bmp",
         "Generaltestpattern.bmp",
         "Girl(Elaine).bmp",
         "Girl(lenaorLenna).bmp",
         "Girl(tiffany).bmp",
         "Girl1.bmp",
         "Girl2.bmp",
         "House.bmp",
         "House1.bmp",
         "Jellybeans.bmp",
         "Jellybeans2.bmp",
         "Man.bmp",
         "Mandrill(a.k.a.Baboon).bmp",
         "Moonsurface.bmp",
         "Peppers.bmp",
         "Sailboatonlake.bmp",
         "Splash.bmp",
         "Streamandbridge.bmp",
         "Tank.bmp",
         "Tank2.bmp",
         "Tank3.bmp",
         "Tree.bmp",
         "TruckandAPCs.bmp",
         "TruckandAPCs2.bmp",
         "Truck.bmp"];
```

```
imgNum = numel(files);

allResult = fopen("result.csv", 'w');
fprintf(allResult, "%s,Mean5Sig,Mean5SigMaxMinDel,correctSig,ngSig,nfSig,lowLevelSig¥n",
"image");

sigma = 30.0;
loopCount = 100;
for i=1:imgNum
	mean5Sig = zeros(loopCount,1);
	mean5SigMaxMinDel = zeros(loopCount,1);
	correctSig = zeros(loopCount,1);
	ngSig = zeros(loopCount,1);
	nfSig = zeros(loopCount,1);
	lowLevelSig = zeros(loopCount,1);

	img = double(imread(files(i)));
	name = replace(files(i), ".bmp", ".csv")
	imgName = replace(name, ".csv", "");
	result = fopen(name, 'w');
	fprintf(result, "%s,Mean5Sig,Mean5SigMaxMinDel,correctSig,ngSig,nfSig,lowLevelSig¥n",
name);
	for j=1:loopCount
		[mean5Sig(j), mean5SigMaxMinDel(j), correctSig(j), ngSig(j), nfSig(j), lowLevelSig(j)] =
NoiseLevelEstimateMAD(img, sigma);
		fprintf(result, "%d,%5.2f,%5.2f,%5.2f,%5.2f,%5.2f,%5.2f¥n", j, mean5Sig(j),
mean5SigMaxMinDel(j), correctSig(j), ngSig(j), nfSig(j), lowLevelSig(j));
		fprintf(allResult, "%s,%5.2f,%5.2f,%5.2f,%5.2f,%5.2f,%5.2f¥n", imgName, mean5Sig(j),
mean5SigMaxMinDel(j), correctSig(j), ngSig(j), nfSig(j), lowLevelSig(j));
	end

	fprintf(result, "¥n");
	fprintf(result,"average,%5.2f,%5.2f,%5.2f,%5.2f,%5.2f,%5.2f¥n", mean(mean5Sig),
mean(mean5SigMaxMinDel), mean(correctSig), mean(ngSig), mean(nfSig), mean(lowLevelSig));
	fprintf(result,"std,%5.2f,%5.2f,%5.2f,%5.2f,%5.2f,%5.2f¥n", std(mean5Sig),
std(mean5SigMaxMinDel), std(correctSig), std(ngSig), std(nfSig), std(lowLevelSig));

end
```

様式４

（博士後期課程）

論　文　の　欧　文　要　旨（2-1）

（300語程度）

申請学位	博士（工学）	氏　　名	鈴木　貴士
論文題目	Study on Gaussian noise estimation from noisy images focusing on signal non-stationarity		

Noise is a disturbing component of a sound or electrical signal. In general, there are two types of well-known signals: impulse noise, which occurs suddenly on a transmission line, and Gaussian noise, which is represented by thermal noise. Since the image sensor is also subject to impulse and Gaussian noise, the resulting images are corrupted by such noises. Therefore, estimating the standard deviation of Gaussian noise in image signals is one of the most important processes in digital signal processing.

The standard deviation of Gaussian noise is often used as an important parameter in various digital signal processing. However, since it is unknown, it has to be estimated from the corrupted images by Gaussian noise. For this reason, we focus on the estimation of Gaussian noise, and propose an estimation method that does not depend on the type or nature of the image, the brightness or darkness of the image, and the size of the noise level by improving the method based on MAD (Median Absolute Deviation) among many estimation methods. The MAD-based method has the problem that the accuracy of noise estimation is reduced by edges and details that are contained in the image, especially when the image is very bright or dark, and when the noise level is small.

To improve this problem, we estimate the type and properties of the image from the content of edges and details, and propose a method to correct the estimated value of Gaussian noise for each image. As a result of applying the proposed method to the test images with various levels of Gaussian noise additively superimposed, it was confirmed that the estimation accuracy is improved effectively. In addition, when applied to Wiener filter, the proposed method causes better results with improved estimation accuracy, compared with the conventional ones.